



# **10. Workshop Fahrerassistenz- systeme**

FAS 2015

Walting im Altmühltal,

28.09. – 30.09.2015

Copyright Uni-DAS e. V.

Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdrucks, der auszugsweisen oder vollständigen Wiedergabe, der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen und der Übersetzung, vorbehalten.

Printed in Germany.

ISBN 978-3-00-050746-5

Uni-DAS e. V

Otto-Berndt-Straße 2

64287 Darmstadt

Telefon: +49(0)89 6004-4086

Telefax: +49(0)89 6004-4086

# Vorwort

In diesem Jahr findet der Workshop Fahrerassistenzsysteme zum 10-ten Mal statt. Er hat sich mittlerweile als fester Bestandteil der „FAS-Community“ im deutschsprachigen Raum etabliert und bietet Experten aus universitärem und industriellem Umfeld ein Forum zur interdisziplinären Diskussion. Der Workshopcharakter wird durch Verzicht auf Parallelveranstaltungen, Zeit für Diskussionen innerhalb und außerhalb der wissenschaftlichen Sessions, Kleingruppenarbeit zu einem aktuellen Thema, sowie die Beschränkung der Teilnehmerzahl geprägt. Dadurch ist der Workshop für viele etwas Besonderes, was sich nicht zuletzt in der fortwährenden Überbuchung der Veranstaltung widerspiegelt.

Zur Zeit des ersten Workshops im Jahr 2002 waren Fahrerassistenzsysteme erst kurz im Markt und die wenigen verfügbaren Komfortfunktionen waren Oberklassefahrzeugen vorbehalten. Inzwischen haben sich diese Systeme in nahezu allen Fahrzeugklassen ausgebreitet. Für viele Forscher und Entwickler stellt heute der Übergang von Assistenzfunktionen zum automatischen Automobil eine herausfordernde Aufgabe dar, deren Lösung in nicht mehr allzu ferner Zukunft erwartet wird. Über welche Etappen der Weg zum vollständig automatischen Automobil führen soll und wann dieses Ziel schlussendlich erreicht werden kann, darüber sind sich die Experten nicht einig. Unter dem Titel „Use Cases für hoch- und

vollautomatisiertes Fahren“ sollen diese Fragen im Workshopteil der Veranstaltung erörtert und hoffentlich einige Antwortfragmente gefunden werden.

Die einzelnen Vorträge des Workshops und Beiträge dieses Tagungsbandes beleuchten ein breites Spektrum des aktuellen Wissensstandes im Bereich der Fahrerunterstützung und des automatischen Fahrens.

Mein Dank gilt allen Helfern bei der Organisation des Workshops, insbesondere Herrn Philipp Bender, Frau Ines Rapp sowie den Mitgliedern von Uni-DAS e.V.. Ich wünsche allen Teilnehmern neue Einsichten, spannende Diskussionen und das Knüpfen neuer und Vertiefen alter Kontakte.

Karlsruhe im September 2015

Christoph Stiller



# Inhaltsverzeichnis

## I Funktion

- |   |   |    |
|---|---|----|
| 1 | <b>Vollautomatisiertes Valet Parking: Funktions- und Planungsarchitektur</b>                                | 1  |
|   | M. Friedl, A. Hupka, G. Tanzmeister; BMW AG   |    |
| 2 | <b>Finding Barely-Drivable Paths Through Search and Making Them Easily- Driveable Through Optimmization</b> | 11 |
|   | C. Siedentop, D. Kasper, R. Heinze, G. Breuel, C. Stachniss; Daimler AG, Univ. Bonn                         |    |
| 3 | <b>Erweiterung aktiver Fußgängerschutzsysteme durch fahrerinitiierte Ausweichunterstützung</b>              | 19 |
|   | T. Gußner, L. Bürkle, C. Marberger; Robert Bosch GmbH   |    |

## II Der Mensch im Fahrerassistenzsystem

- |   |  |    |
|---|--|----|
| 4 | <b>Eine Feldstudie zur Häufigkeit von natürlichen Nebentätigkeiten bei verschiedenen Automationsstufen</b> | 29 |
|   | F. Naujoks, C. Purucker, A. Neukum; WIVW   |    |
| 5 | <b>Wirksamkeit von Ausweichempfehlungen in Kombination mit Teilbremsung beim Notausweichen</b>             | 39 |
|   | M. Sieber, M. Schneider, A. Siegel, K.-H. Siedersberger, B. Färber; UniBw München, Audi                    |    |

## III Trajektorienplanung

- |   |  |    |
|---|--|----|
| 6 | <b>Trajektorienplanung: Manöveridentifikation anhand der Topologie des Freiraums</b> | 51 |
|   | P. Bender, C. Stiller; FZI Karlsruhe   |    |

- |    |  |    |
|----|--|----|
| 7  | <b>Optimale Trajektorien zur Fahrzeugquerführung mittels linearer, zeitvarianter MPC</b>                               | 61 |
|    | B. Gutjahr, M. Werling; BMW AG   |    |
| 8  | <b>Comparison of Local vs. Global Optimization for Trajectory Planning in Automated Driving</b>                        | 71 |
|    | M. Ruf, J. Ziehn, D. Willersinn, B. Rosenhahn, J. Beyerer, H. Gotzig; Fraunhofer IOSB, Univ. Hannover, KIT, Valeo GmbH |    |
| 9  | <b>Vom reaktiven zum taktischen Trajektorienplaner</b>   | 85 |
|    | J. Hudecek, L. Eckstein; FKA, RWTH Aachen  |    |
| 10 | <b>Fast Collision Checking with a Frenet Obstacle Grid for Motion Planning</b>   | 95 |
|    | F. Kunz, K. Dietmayer; Univ. Ulm   |    |

## IV Standardisierung

- |    |   |     |
|----|---|-----|
| 11 | <b>Definition der Begriffe Szene, Situation, Szenario für das automatisierte Fahren</b> | 105 |
|    | S. Ulbrich, A. Reschka, F. Schuldt, M. Maurer; TU Braunschweig                          |     |

## V Prädiktion

- |    |   |     |
|----|---|-----|
| 12 | <b>Manöverprädiktion an innerstädtischen Knotenpunkten durch Exklusion alternativer Manöroptionen</b> | 119 |
|    | C. Rodemer, R. Kastner, H. Winner; TU Darmstadt   |     |
| 13 | <b>Planungsbasierte Fußgängerprädiktion</b>   | 129 |
|    | E. Rehder, H. Klöden, C. Stiller; KIT, BMW AG   |     |

## VI Absicherungsmethoden

- |    |  |     |
|----|--|-----|
| 14 | <b>A Confidence Measure for Feature-based Localization using Random Finite Sets</b><br>M. Stübler, J. Wiest, S. Reuter, K. Dietmayer;<br>Univ. Ulm   | 139 |
| 15 | <b>Kontrollierbarkeitsbewertung von FAS der aktiven Sicherheit in frühen Phasen des Entwicklungsprozesses mit dem Vehicle in the Loop (VIL)</b><br>F. Rüger, M. Sieber, A. Siegel, K-H. Siedersberger, B. Färber; UniBw München, Audi AG | 149 |
| 16 | <b>Virtual Assessment of Automation in Field Operation – A New Runtime Validation Method</b><br>W. Wachenfeld, H. Winner; TU Darmstadt   | 161 |
| 17 | <b>Eine Methode für die Zuordnung von Testfällen für automatisierte Fahrfunktionen auf X-in-the-Loop Simulationen im modularen virtuellen Testbaukasten</b><br>F. Schuldt, T. Menzel, M. Maurer; TU Braunschweig                         | 171 |



# Vollautomatisiertes Valet Parking: Funktions- und Planungsarchitektur

Martin Friedl\*    Adrian Hupka†    Georg Tanzmeister‡

**Zusammenfassung:** Das vollautomatisierte BMW Valet Parking System navigiert das Fahrzeug ohne Fahrer durch ein Parkhaus und führt selbständig Ein- sowie Ausparkmanöver durch. Mit einer Smartwatch lässt sich die auf der Consumer Electronics Show 2015 in Las Vegas gezeigte Funktion aktivieren, woraufhin das Fahrzeug selbständig durch das Parkhaus fährt und den Fahrer abholt. Eine besondere Herausforderung lag in der Entwicklung einer hierarchischen Planungsarchitektur, die das Fahrzeug robust, sicher und komfortabel durch beliebig strukturierte Umgebungen navigieren sowie komplexe Ein- und Ausparkmanöver ausführen kann. Dieser Beitrag stellt das Gesamtsystem vor und setzt den Fokus auf die entwickelte Planungsarchitektur.

**Schlüsselwörter:** Autonome Fahrzeuge, Kostenkarten, Pfadplanung.

## 1 Einleitung

Parkvorgänge zählen zu den Fahrsituationen, die von vielen Personen als herausfordernd und unangenehm angesehen werden, was entsprechend seitens der Automobilhersteller zu einem großen Angebot an Parkassistenzsystem geführt hat. Bekannte Systeme fokussieren hierbei auf das Ausführen des eigentlichen Parkvorgangs in Längs- und Querparklücken, wobei in neuen Ausprägungen der Fahrer das Fahrzeug sogar verlassen und den Parkvorgang von außen überwachen kann. Eine nächste Entwicklungsstufe stellt das vollautomatisierte BMW Valet Parking System dar, welches den gesamten Parkvorgang in Parkhäusern abdeckt. Dieser Beitrag gibt einen Überblick über das Gesamtsystem und beschreibt detailliert die entwickelte generische Planungsarchitektur.

## 2 Funktionsarchitektur

Dieser Abschnitt gibt einen Überblick über die Funktionsarchitektur bevor in den folgenden Abschnitten auf die einzelnen entwickelten Ebenen der Planungshierarchie genauer eingegangen wird.

Abbildung 1 zeigt die verschiedenen Teilfunktionalitäten und deren Zusammenspiel. Ein zentrales Element des Systems bildet das Umfeldmodell (oberer Block), dessen Datenbasis sowohl a-priori Wissen als auch sensorbasierte Informationen umfasst. Die spezifisch

---

\*BMW Group Forschung und Technik, Hanauer Str. 46, 80992 München, Martin.MF.Friedl@bmw.de.

†BMW Group, Max-Diamand-Straße 25, 80937 München, Adrian.Hupka@bmw.de.

‡BMW Group Forschung und Technik, Hanauer Str. 46, 80992 München, Georg.Tanzmeister@bmw.de.

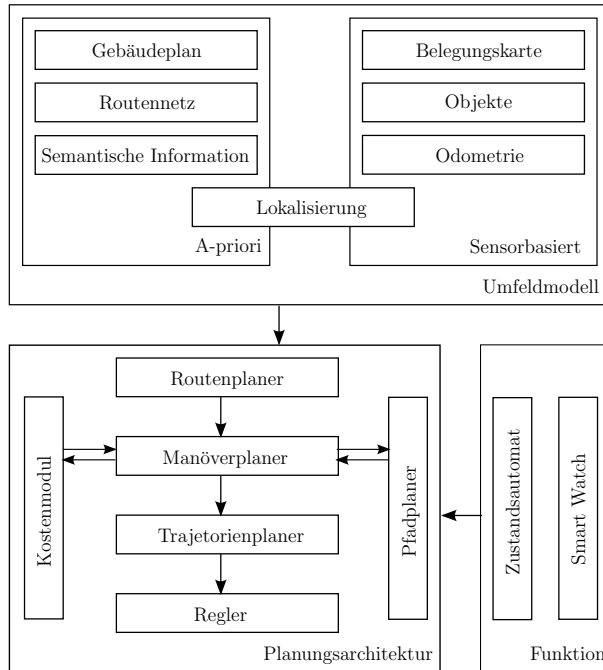


Abbildung 1: Funktionsüberblick.

entwickelte Kartendarstellung enthält neben den Referenzelementen des Parkhauses auch ein Routennetz und semantische Informationen, wie zum Beispiel Parkplätze und Fußwege. Auf Basis von Sensordaten aus Laserscannern und Ultraschallsensoren sowie eines zentralen Odometriemoduls werden Belegungskarten und Objektlisten erstellt. Eine Aktualisierung dieser Informationen erfolgt getriggert durch neue Messdaten der Sensoren.

Die Verknüpfung zwischen den beiden Elementen des Umfeldmodells erfolgt durch die Lokalisierung. Der eingesetzte Positionsschätzer ist in Form eines Kalman-Filter umgesetzt und nutzt eine effiziente Grid Matching Implementierung für das Messupdate, um ohne GPS Information auszukommen, welche in Parkhäusern häufig nicht verfügbar ist.

Die Funktion (Block rechts unten) wird durch eine Smartwatch getriggert, welche über einen Server mit dem Fahrzeug kommuniziert. Der Funktionsablauf ist als Zustandsautomat implementiert; neben Initialisierungszuständen umfasst der Zustandsautomat auf oberster Ebene zwei Fahrzustände für die Suche nach einem Parkplatz und für die Fahrt zum Ausgang des Gebäudes.

Die Planungsarchitektur (Block links unten) baut auf den Informationen des Umfeldmodells auf und wird durch den Funktionsblock angesteuert. In folgendem Kapitel erfolgt eine Beschreibung der Bestandteile der Planungsarchitektur.

### 3 Planungsarchitektur

Zuerst wird in diesem Abschnitt kurz auf bestehende Ansätze eingegangen (Abschnitt 3.1) und die entwickelte Planungshierarchie (Abschnitt 3.2) vorgestellt. Danach werden die einzelne Planungsebenen sowie das Kostenmodul (Abschnitte 3.3–3.6) näher erläutert.

#### 3.1 Stand der Technik

Die eingesetzten Planungsarchitekturen für automatisierte Fahrfunktionen lassen sich in zwei Klassen einteilen: Planungsarchitekturen für strukturierte und unstrukturierte Umgebungen. Planungsarchitekturen für strukturierte Umgebungen basieren oftmals auf einer Karte, aus der die Verläufe der Fahrstreifenmitten extrahiert werden können. Ist eine solche Referenzbahn gegeben und geht man von keinen großen Abweichungen von dieser aus, lässt sich die Planung auf eine lokale Optimierung einer Bahn bzw. Trajektorie unter Berücksichtigung von Informationen des Umfeldmodells reduzieren [1]. Planungsarchitekturen für unstrukturierte Umgebung kommen dann zum Einsatz, wenn sich das Problem nicht als lokale Optimierung einer Referenzbahn beschreiben lässt. Typische Anwendungsfälle sind Parkflächen oder blockierte Straßenverläufe. Typischerweise kommt eine Graphensuche für die Planung zum Einsatz, womit eine globale Optimierung im Zustandsraum erreicht werden kann [3]. Besonders deutlich wird die Aufteilung der beiden Ansätze bei Betrachtung der Planungsarchitekturen der Teilnehmer der DARPA Urban Challenge, da hier sowohl die Fahrt in strukturierter Umgebung als auch auf unstrukturierten Parkflächen zu bewerkstelligen war. Die demonstrierten Lösungen zeichnen sich dadurch aus, dass beide Typen von Planungsarchitekturen implementiert sind und situationsadaptiv umgeschaltet wird [9, 12].

#### 3.2 Planungshierarchie

Die Anforderung an die Entwicklung des BMW Valet Parking Systems war einerseits, dass mehrzügige Manöver in komplexer, unstrukturierter Umgebung, die stark von einer Referenzbahn abweichen, möglich sein müssen und andererseits sollten alle geltenden Verkehrsregeln berücksichtigt werden, wie z.B. das Fahren auf der richtigen Straßenseite. Das Ziel einer Fahrt liegt zudem häufig in einem Bereich der Umgebung, über den zum Startzeitpunkt keine Informationen mithilfe der Sensorik gewonnen werden können. Das Ausplanen eines kompletten Pfades zum Ziel nur auf Basis von a-priori verfügbaren Informationen (abgespeicherte Kartendaten) ist nicht sinnvoll, weil von einer abweichenden Umgebung ausgegangen werden muss, sobald der Zielpunkt im Sichtbereich der Sensorik ist. Das Anwenden einer Graphensuche für das Finden eines Pfades von Start- zu Zielpunkt ist daher nicht ausreichend für eine hochwertige autonome Fahrweise. Die Graphensuche zum Ausplanen von Pfaden gliedert sich als ein Instrument der Fahrstrategie in eine Planungsarchitektur ein.

Der Begriff Fahrstrategie beschreibt die Herangehensweise ein gegebenes übergeordnetes Ziel unter Berücksichtigung von Randbedingungen und auftretenden Ereignissen im Verlauf der Fahrt zu erreichen. Eine Fahrstrategie setzt sich aus einer Menge von abstrakt formulierten Regeln zusammen. Diese reichen von sehr allgemeinen Bestimmungen (Rechtsfahrgebot) bis hin zu Regeln, die speziell das Fahren in Parkhäusern betreffen

können. Die Umsetzung einer Fahrstrategie erfolgt durch eine geeignete Planungsarchitektur. Für ein komfortables autonomes Fahren ist ein umfangreiches und vielfältiges Regelset notwendig, was die Komplexität einer solchen Planungsarchitektur erhöht. Um dem zu begegnen und Flexibilität für veränderte Fahrstrategien zu gewährleisten, wurde die Planungsarchitektur hierarchisch aufgebaut. Die Aufgabe des Erreichens eines Fahrtziels wird in Teilaufgaben zerlegt, die anschließend von den einzelnen Modulen getrennt bearbeitet werden. Abbildung 1 enthält eine Darstellung der hierarchischen Planungsarchitektur und wird nachfolgend erläutert. Ist das autonom fahrende Fahrzeug Teilnehmer im Straßenverkehr, bewegt es sich in einer strukturierten Umgebung. Dabei existiert zu einem gewissen Grad Vorwissen, das bei der Wahl der Fahrstrategie berücksichtigt wird. Dazu gehören hochaufgelöste Belegungskarten und Informationen über Infrastrukturelemente (u. a. Fahrstreifen, Kreuzungspunkte, Fußwege, Verkehrssignale). Ausgehend von einem gegebenen Routennetz bestimmt der *Routenplaner* (Abschnitt 3.3) eine passende Route zum Ziel. Ein Routenabschnitt ist eine zusammenfassende Beschreibung aller Strukturelemente eines Streckenabschnitts und eignet sich daher nicht als Eingang für die Längs- und Querverführung. Die Fahrstrategie führt das autonom fahrende Fahrzeug im Routennetz entlang von Fahrstreifenmitten zum Zielpunkt. Durch Hinzunahme der über die Umfeldsensorik gewonnenen Informationen werden während der Fahrt fortwährend durch den *Manöverplaner* (Abschnitt 3.4) einzelne Manöver zum Bewältigen von Teilabschnitten der Route geplant. Dabei müssen auftretende Ereignisse berücksichtigt und die in Fahrstreifenmitten liegenden Sollziele gegebenenfalls korrigiert werden. Ausgehend von Start- und Zielpose sowie einer Kostenkarte, die in einem *Kostenmodul* (Abschnitt 3.5) erstellt und in den Konfigurationsraum transformiert wird, bestimmt das Modul des *Pfadplaners* (Abschnitt 3.6) einen fahrbaren Weg. Das Pfadplanungsmodul ist nicht als eigenständige Hierarchiestufe eingegliedert, weil es als Instrument zum Ausplanen von Fahrmanövern dient und damit als Teil des Manöverplaners betrachtet werden kann. Eine lokale Optimierung unter Berücksichtigung von Optimierungskriterien höherer Ordnung erfolgt im *Trajektorienplaner* [4]. Da das Trajektorienplanungs-Modul mit einer deutlich höheren Frequenz als Manöver- und Pfadplaner arbeitet, kann schnell auf plötzlich auftretende Hindernisse reagiert werden. Ein *Trajektorienfolgeregler* ermittelt schließlich die Stellgrößen für die Aktuatorik.

### 3.3 Routenplaner

Für den ersten, groben Planungsschritt wird aus der Menge aller Infrastrukturelemente ein Routennetz generiert. Dieses Netz setzt sich aus Knoten und Kanten zusammen, wobei Kanten Fahrstreifen entsprechen und Knoten Punkte markieren, an denen Fahrstreifen ineinander führen. Den Kanten sind Kosten zugeordnet, anhand derer die optimale Route bestimmt wird. Der Planungsvorgang wird durch die Wahl eines Zielpunktes ausgelöst. Für den im Rahmen der Arbeit behandelten Anwendungsfall sind Ziele Parkflächen oder frei liegende Punkte der Ebene. Der Zielpunkt selbst ist nicht Teil des Routennetzes und muss zu Beginn einem Fahrstreifen zugeordnet werden. Parkflächen werden im Vorfeld explizit Fahrstreifen zugeordnet, da sie ggf. von verschiedenen Fahrstreifen aus angefahren werden können. Ist der Ziel-Fahrstreifen bestimmt, wird die aktuelle Fahrzeugpose in das Routennetz projiziert und anhand der Fahrzeugorientierung einem Fahrstreifen zugeordnet. Ausgehend von Start- und Ziel sowie dem Routennetz mit gewichteten Kanten bestimmt ein A\*-Algorithmus die optimale Route.



### 3.4 Manöverplaner

Die Komponente des Manöverplaners ist das zentrale Element der Planungshierarchie. Um eine qualitativ hochwertige autonome Fahrweise zu erreichen, ist es notwendig ein Höchstmaß an Struktur in der Umwelt des Fahrzeugs zu erkennen, diese entsprechend zu interpretieren und im Planungsprozess zu berücksichtigen. Ein Manöver bezeichnet einen mit einer gewissen Intention geplanten Pfad zwischen zwei gewählten Abschnittszielen der Route, wie zum Beispiel Anhalte- oder Einparkmanöver. Um von einem Abschnittsziel zum folgenden zu kommen, werden mithilfe des Pfadplaners verschiedene Manöver ausgeplant. Die Bestimmung von Abschnittszielen ist Ausgangspunkt für eine darauf aufbauende Fahrstrategie. Diese beinhaltet die Intelligenz zum Aneinanderreihen von Manövern zum Anfahren des Ziels.

Die Planungsroutine des Manöverplaners orientiert sich entlang der Fahrstreifenmitten in den Korridoren des Parkhauses und weicht nur dann davon ab, wenn ein Ereignis oder Hindernis es erfordert. Sämtliche relevante Elemente der Fahrzeugumgebung werden auf die im Routenplaner geplante Route abgebildet. Dadurch entsteht eine eindimensionale Abbildung der Umgebungsstruktur entlang der Route, als *Leading Route* bezeichnet. Auf Basis der Leading Route und Kostenkarten aus verarbeiteten Sensordaten werden fortwährend Abschnittsziele bestimmt, die sich an der Umgebungsstruktur und nicht an einer festen Sampling-Distanz orientieren.

In jedem Zyklus entscheidet der Manöverplaner neu, welches Abschnittsziel als nächstes angesteuert werden soll. Anhand der Leading Route werden fortwährend Abschnittsziel-Alternativen bestimmt. Soll bspw. im nächsten Zyklus die Überquerung eines Kreuzungsbereichs ausgeplant werden, müssen sowohl für den Fall von Gegenverkehr Abschnittsziele bestimmt werden, die ein als unkomfortabel empfundenes Anhalten inmitten der Kreuzung verhindern als auch Abschnittsziele so gewählt werden, dass die Kreuzung in einem Zug überquert werden kann. Für den Fall eines plötzlich auftauchenden Hindernisses muss außerdem stets ein valides Abschnittsziel vorgehalten werden, das es erlaubt, das bewegte Fahrzeug in einen sicheren Zustand zu bringen. Je nachdem, wie ein Abschnittsziel der Leading Route klassifiziert ist, wird das Fahrverhalten an den vorliegenden Streckenabschnitt angepasst. Ein dementsprechend ausgeplantes Manöver wird an den Trajektorienplaner weitergereicht [4].

### 3.5 Kostenmodul

Üblicherweise reicht es nicht, lediglich kollisionsfreie Pfade bzw. Trajektorien zu generieren, sondern auch solche, die zusätzlich hinsichtlich bestimmter Kostenfunktionen optimal sind. Kosten lassen sich in extrinsische und intrinsische Kosten aufteilen. Intrinsische Kosten bewerten u.a. Länge, Krümmung, Fahrtrichtung und Richtungsänderungen eines Pfades. Sie sind unabhängig von der aktuellen Umgebung und lassen sich oftmals vorberechnen. Extrinsische Kosten hingegen berücksichtigen Umgebungsinformationen sowie die Fahrzeugausdehnung im jeweiligen Zustand eines Pfades. Um einen Pfad oder ein Pfadsegment auf Kollision zu prüfen, muss die gesamte Fahrzeugmaske in jedem Zustand des Pfades auf Kollision mit allen Objekten geprüft werden. Die Objekte in der Umgebung des Fahrzeug, d.h. im Arbeitsraum (work space), können aber auch in den Konfigurationsraum (configuration space) zu Konfigurationsraumobjekten (configuration space obstacles) transformiert werden, so dass die einzelnen Konfigurationen direkt

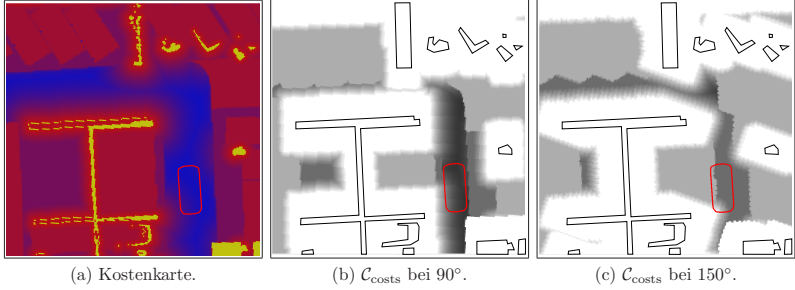


Abbildung 2: Fusionierte Kostenkarte um das Ego-Fahrzeug (rote Kontur). Der Fahrspur-Verlauf der geplanten Route ist mit einer Kostensenke modelliert. In b) und c) sind zwei Schichten der  $\mathcal{C}_{\text{costs}}$  mit verschiedenen Orientierungen dargestellt.

geprüft werden können [7].

Extrinsische Kosten sind oftmals in einer Kostenkarte gegeben. Durch Fusionierung von aktuellen Sensordaten, a-priori verfügbaren Umgebungsinformationen und klassifizierten Ereignissen aus der Fahrzeugumgebung wird eine mehrschichtige Kostenkarte (Layered Costmap) erstellt (siehe Abbildung 2a). Hierbei wird entlang des Verlaufs der aktuellen Route aus dem Routenplaner ein Korridor als Kostensenke modelliert. Ähnlich zu *Konfigurationsraumobjekten* (*configuration space obstacles*)

$$\mathcal{C}_{\text{obs}} = \{q \in \mathcal{C} \mid S_q \cap \mathcal{O} \neq \emptyset\}, \quad (1)$$

welche die Menge aller Konfigurationen  $q = (x, y, \theta)$  aus Position  $(x, y)$  und Orientierung  $\theta$  des Konfigurationsraums  $\mathcal{C}$  darstellt, in denen die Fahrzeugmaske  $S_q$  eine nichtleere Schnittmenge mit den Objekten  $\mathcal{O}$  hat, lassen sich auch Kosten, wie in [11] gezeigt, vom Arbeitsraum in den Konfigurationsraum transformieren. Die in [11] eingeführten *Konfigurationsraumkosten* (*configuration space costs*)

$$\mathcal{C}_{\text{costs}} : \begin{cases} \mathcal{C} \rightarrow \mathbb{R}_0^+ \\ q = (j, \theta) \mapsto \max(M(s) + S_{j,\theta}(s) \mid s \in S_{j,\theta}) \end{cases} \quad (2)$$

der Kostenkarte  $M$  werden unter Verwendung des Maximumoperators mit der Maske  $S_q = S_{j,\theta}$  einer Orientierung  $\theta$  und eines Positionsindex  $j$  berechnet. Die  $\mathcal{C}_{\text{costs}}$  von zwei fixen Fahrzeugorientierungen sind in Abbildung 2b und 2c gezeigt. Eine solche Schicht entspricht einer Grauwertdilatation, bekannt aus der Bildverarbeitung. Die  $\mathcal{C}_{\text{costs}}$  dienen dem Pfadplaner, der wie folgt beschrieben wird, als Berechnungsgrundlage für Kosten und Kollisionen.

### 3.6 Pfadplaner

Das Modul des Pfadplaners ist dafür zuständig, Pfade für den Übergang von Start- zu Zielzuständen zu berechnen.

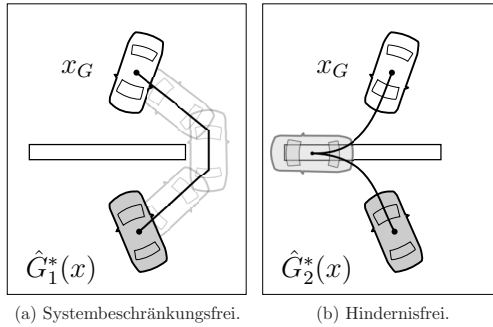


Abbildung 3: Eingesetzte Heuristiken in der A\* Suche.

Für den entwickelten Pfadplaner wurde auf verschiedene bestehende Methoden zurückgegriffen, die sich in der Praxis bewährt haben. Der Zustandsraum ist in einem Zustandsgitter (state lattice) diskretisiert (vgl. [10]), wobei ein Zustand im Gitter die Dimensionen Position  $(x, y)$  und Orientierung  $\theta$  umfasst. Das Zustandsgitter bildet also einen Graph, dessen Knoten die erreichbaren Konfigurationen darstellen und dessen Kanten aus Bewegungsprimitiven gebildet sind, die benachbarte Zustände durch fahrbare Segmente verbinden. Die Bewegungsprimitive werden unter Berücksichtigung der nicht-holonomen Eigenschaften des Fahrzeugs als Bézierkurven 3. Grades modelliert und vorberechnet (vgl. [5, 6, 13]), so dass der aus der Kombination der Bewegungsprimitive entstandene Pfad in Position und Orientierung stetig ist.

Bei dem Pfadplanungsalgorithmus handelt es sich um einen Anytime Repairing A\*-Algorithmus (ARA\*), welcher in [8] vorgestellt wurde. Dieser ermöglicht das Finden einer suboptimalen Lösung innerhalb einer kurzen Zeitspanne, indem der Suche nur schwache Grenzen gesetzt werden. Ist, nachdem eine erste Lösung gefunden wurde, noch eine Restzeit vorhanden, wird der Algorithmus schrittweise stärker begrenzt, so dass nachfolgend gefundene Lösungen einen niedrigeren Grad an Suboptimalität besitzen. Bei ausreichend großer Zeitspanne findet ARA\* auch die optimale Lösung für das Suchproblem. ARA\* unterscheidet sich von anderen Anytime-Planern dahingehend, dass er für die stärker begrenzten Folge-Iterationsschritte den Graphen nicht erneut durchläuft, sondern den vergangenen Suchverlauf nach Inkonsistenzen durchsucht und diesen schrittweise verbessert.

Der Planer setzt zudem auf einen Multi-Heuristik-Ansatz, wie er in [2] untersucht wurde. Zum einen wird eine Heuristik eingesetzt, welche die nicht-holonomen Eigenschaften des Fahrzeugs ignoriert, die Hindernisse jedoch berücksichtigt (Abbildung 3a). Auf Basis einer binären Belegungskarte wird hierfür mit Hilfe eines Dijkstra-Algorithmus die kürzeste Zellfolge von Start- zu Zielpunkt bestimmt. Außerdem wird eine Heuristik eingesetzt, welche die Restkosten bis zum Ziel dadurch unterschätzt, dass die Hindernisse im Umfeld des Fahrzeugs vernachlässigt werden (Abbildung 3b). Da für die letztere Heuristik keine Umgebungsinformationen erforderlich sind, wird diese vorberechnet und zur Laufzeit als Lookup-Tabelle vorgehalten.

Da immer die Heuristik  $\hat{G}(x)$ , welche die Restkosten zum Zielzustand am wenigsten

unterschätzt, das Potential besitzt die Suche in größtem Maße zu beschleunigen, werden alle verfügbaren zulässigen Heuristiken wie folgt kombiniert:

$$\hat{G}(x) = \max\left(\hat{G}_1(x), \hat{G}_2(x), \dots, \hat{G}_n(x)\right). \quad (3)$$

Der gekapselte Einsatz des Pfadplaners innerhalb des Manöverplaners führt zu einem globalen Optimierungsverhalten unter Berücksichtigung strukturierender Umgebungsinformationen wie in folgenden Ergebnissen ersichtlich wird.

## 4 Ergebnisse

Abbildung 4 zeigt verschiedene Verarbeitungsschritte in einer exemplarischen Situation. Innerhalb des Routennetzes (magenta) wird eine Route (orange) vom Eigenfahrzeug (rote Kontur) zu einem Zielparkplatz (grün) geplant (Abbildung 4a). Neben dem Routennetz sind Referenzelemente (Wände und Säulen) und Parkplätze visualisiert. Das Lokalisierungsmodul führt ein Matching der Messwerte mit Referenzelementen der Karte durch (Abbildung 4b). Neben statischen Elementen (Wände, Säulen) werden auch quasistatische Informationen in Form von Parkflächen berücksichtigt. Das Matching erfolgt in einer lokalen Umgebung (blaues Quadrat). Die Matching-Güte ist farbcodiert; es zeigt sich ein schmaler Peak im Bereich der Hinterachse des Fahrzeugs. Die statischen sensorbasierten Umgebungsinformationen werden in einem Occupancy Grid (Abbildung 4c) repräsentiert. Neben den sensorbasierten Informationen wird in der Kostenkarte (Abbildung 4d) das Routennetz, die eigene Route und Parkflächen berücksichtigt. In Bereichen, die für das Fahrzeug nicht erfassbar sind (graue = unknown Bereiche im Grid) werden Informationen aus der a-priori Karte genutzt um Belegung abzuleiten.

Die Situation in Abbildung 4 ist dadurch charakterisiert, dass das Routennetz großflächig blockiert ist; eine lokale Optimierung auf Basis der Route wird hier keine Lösung finden. Der in diesem Beitrag vorgestellte Planer ermittelt in diesem Fall einen Weg, der das Hindernis neben einer Säule über Parkflächen großflächig umfährt. In bestimmten Fällen kann solch eine Umfahrung auch ein mehrzүgiges Fahrmanöver erfordern. Nach der Umfahrung des Hindernisses orientiert sich der Pfadplaner am Routennetz, befolgt das Rechtsfahrgebot, vermeidet die Überquerung von Parkfläche und hält Abstand zu Hindernissen.

## 5 Zusammenfassung

Mit dem vorgestellten System gelang die Durchführung autonomer Parkvorgänge in unterschiedlichen Parkhäusern. Bei der CES 2015 wurde das System der Öffentlichkeit unter dem Begriff „BMW Remote Valet Parking Assistant“ vorgestellt und konnte intensiv getestet werden. Hierfür wurde eine Planungsarchitektur eingesetzt, die sowohl die Fahrt durch das Parkhaus wie auch den Parkvorgang selbst adressiert. Die Architektur ist durch einen hierarchischen Ansatz charakterisiert, der es erlaubt komplexe mehrzүgige Manöver mittels Pfad-/Manöver-Planer zu planen und zugleich durch die Krümmungstetigkeit der ermittelten Trajektorien ein komfortables Verhalten zeigt.

Zum Erreichen einer hochwertigen Fahrweise, die in hohem Maße der menschlichen Erwartung entspricht, sind strukturierende Umgebungsinformationen (Richtungsfahrbahn,

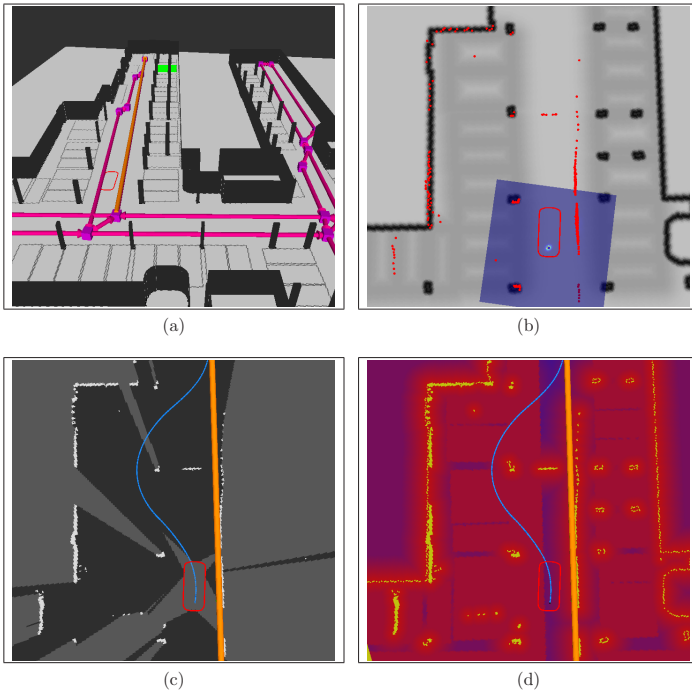


Abbildung 4: (a) A-priori Information mit Routennetz und geplanter Route. (b) Lokalisierung. (c) Geplanter Pfad ausgehend von geplanter Route. (d) Kostenkarte.

Kreuzungen, Parkflächen, Fußwege,...) essentiell. Diese Informationen werden aus a-priori Karteninformationen und sensorbasiertem Umfeldmodell gewonnen. Der Manöverplaner übersetzt die Informationen in Abschnittsziele und Kostenkarten, so dass diese durch den Pfadplaner berücksichtigt werden. Zur effizienten Kostenermittlung in der Pfadplanung werden die Kosten im Konfigurationsraum repräsentiert.

## Literatur

- [1] M. Aeberhard, S. Rauch, M. Bahram, G. Tanzmeister, J. Thomas, Y. Pilat, F. Homm, W. Huber, and N. Kaempchen. Experience, results and lessons learned from automated driving on germany's highways. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 7(1):42–57, Spring 2015.
- [2] S. Aine, S. Swaminathan, V. Narayanan, V. Hwang, and M. Likhachev. Multi-heuristic A\*. In *Proc. of Robotics: Science and Systems*, 2014.
- [3] D. Dolgov, S. Thrun, M. Montemerlo, and J. Diebel. Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments. *International Journal of Robotics Research*, 29(5):485–501, Apr. 2010.
- [4] B. Gutjahr and M. Werling. Optimale Fahrzeugquerführung mittels linearer, zeitvarianter MPC. In *Workshop Fahrerassistenzsysteme*, Walting im Altmühltal, 2015.
- [5] S. Landrault, P. Lucidarme, and N. Delanoue. Path planning optimization based on Bézier curves through open-doors way point. In *Proc. of the International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, pages 156–161, 2013.
- [6] B. Lau, C. Sprunk, and W. Burgard. Kinodynamic motion planning for mobile robots using splines. In *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 2427–2433, 2009.
- [7] S. M. LaValle. *Planning Algorithms*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2006.
- [8] M. Likhachev, G. J. Gordon, and S. Thrun. ARA\*: Anytime A\* with provable bounds on sub-optimality. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2003.
- [9] M. Montemerlo et al. Junior: The Stanford entry in the urban challenge. *Journal of Field Robotics*, 25(9):569–597, Sept. 2008.
- [10] M. Pivtoraiko, R. A. Knepper, and A. Kelly. Differentially constrained mobile robot motion planning in state lattices. *Journal of Field Robotics*, 26(3):308–333, Mar. 2009.
- [11] G. Tanzmeister, M. Friedl, D. Wollherr, and M. Buss. Efficient evaluation of collisions and costs on grid maps for autonomous vehicle motion planning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 15(5):2249–2260, Oct. 2014.
- [12] C. Urmson et al. Tartan racing: A multi-modal approach to the DARPA urban challenge. Technical report, Carnegie Mellon University, Robotics Institute, Apr. 2007.
- [13] F. Zhou, B. Song, and G. Tian. Bézier curve based smooth path planning for mobile robot. *Journal of Information and Computational Science*, 8(12):2441–2450, Dec. 2011.

# Path-Planning for Autonomous Parking with Dubins Curves

Christoph Siedentop\*   Robert Heinze\*   Dietmar Kasper\*   Gabi Breuel\*  
Cyrill Stachniss†

**Abstract:** Autonomous cars can offer numerous services to its users, one is fully autonomous parking. There are different challenges involved in autonomous parking on parking spaces such as efficient path planning under constraints or limited sensing of today's cars. In this paper, we present a path planning approach for automated car parking in unstructured environments. Our system is able to find paths without imposing additional restrictions on either the environment, the final parking position, the number of direction switches, nor the length of the path. Our method consists of a lattice grid search, which yields kinematically-feasible paths and a subsequent optimization step to obtain a dynamically-desirable solution. The main contribution of this paper is in the construction of edges for the grid search through Dubins Curves. We implemented and thoroughly tested our system both in simulation and on a real Mercedes-Benz E-Class instrumented for automated driving. The parking solutions are found quickly and allow for an accurate execution so that parking is possible for small- and medium-sized parking lots. We believe that this paper is a viable approach towards fully automated parking.

**Keywords:** Automated Parking, Path Planning, Dubins Curves

## 1 Introduction

In the last decade, fully-automated research vehicles have become better and better. After an autonomous journey on highways and city streets, these vehicles will need to park. Because of the unstructured environment, maneuvering for parking is significantly different to trajectory planning on a road.

Finding a path for a car-like vehicle in an obstructed environment is hard. Simultaneously, one has to find a solution that does not violate the kinematic restrictions of the vehicle and the restrictions imposed by the environment. One kinematic restriction is the minimal curvature. The environment imposes the restriction that the vehicle does not collide with obstacles or moves outside the drivable area.

When the vehicle in question is an autonomous car additional objectives become important. First, what is kinematically-feasible might not be dynamically-feasible: the minimal curvature is speed-dependent and the change in steering is never instantaneous. Secondly, often human occupants are present in the vehicle and might wish to forgo speed for safety or comfort.

Our objective for this paper is two-fold: Find a path if it exists and improve it if possible. The application of interest is finding a path that can park a car from an initial position into a desired parking spot. We choose a hybrid approach for addressing this challenge. First, we construct a discrete grid in the configuration space and then search it with A\* search connecting vertices with kinematically-feasible edges. To ensure this, we use the Dubins Car-Model, which provides a shortest-path closed-form solution between any two states. The A\* search provides us with a shortest path between start and target configuration. We then pass this path to an

\*Daimler AG, Autonomous Driving, Böblingen, Germany, E-Mail: [first.last@daimler.com](mailto:first.last@daimler.com)

†Institute for Geodesy and Geoinformation, University of Bonn, Germany, E-Mail: [cyrill.stachniss@igg.uni-bonn.de](mailto:cyrill.stachniss@igg.uni-bonn.de)

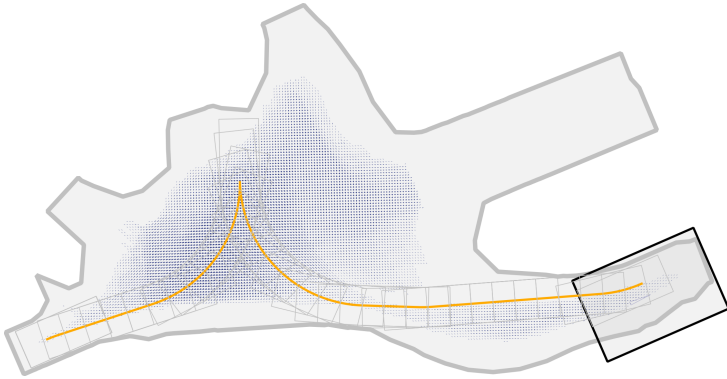


Figure 1: A typical parking scenario. The car is tasked of finding a drivable path from the bottom left to the black box in the bottom right. A solution is plotted in orange, with boundary boxes of the vehicle plotted every meter. In this example the found path consists of just 4 states connected with Dubins Curves. The grid consists of more than 200k states, 50k of which were visited during search and only 24 states were expanded. This is equivalent to a branching factor of 2000. The image shows only the visited states in blue.

optimisation engine. We formulate a cost function that improves the path in Frenet coordinates, minimizing the total jerk for comfortable movements, minimizing curvature for dynamics and maximises the distance to obstacles for a feeling of safety to occupants. The constraints are that the kinematics of the car may not be violated and that no obstacles are hit.

Our evaluation shows that this approach yields solutions in small- and medium-sized parking environments (see Fig. 1) and allows the car to park both forwards and backwards. Our approach finds solutions if the car can park in a single move, and if multi-turn maneuvering is necessary.

## 2 Literature Review

Path planning for parking can be approached from various directions. Automated parking systems found in production-series cars are based on geometric curves [18]. Yet, all currently available (mid 2015) systems can only deal with standard situations like parallel parking and orthogonal parking.

While these systems are solved through geometry, the opposite approach are graph-based planning approaches. These are not restricted to specific situations and can potentially solve any parking situation. Graph-search based approaches are challenged by two problems. The first is the potentially large number of states in the graph, caused by a high-dimensional state space. Published paper tend to use a four- or five-dimensional space. Typical choices for the dimensions are vehicle pose in  $\langle x, y, \theta \rangle$  supplemented with current steering angle  $\xi$  and drive mode  $d \in \{\text{forwards}, \text{backwards}\}$ . The second challenge is how to connect vertices (states) in the graph. Three approaches exist: Ziegler et al. [20] construct a tree starting with the current vehicle state and generating neighboring states by forward-predicting the motion model. The second variant was proposed in [15]. Here the authors transformed the metric system into (2,4)-chained form, which then spans a regular grid. This technique from control theory



is used to great effect and offers a profound, clean solution. However, care must be taken in the implementation to avoid singularities in the transformation and also requires substantial computing resources. The third variant is the construction of a lattice grid, where states are connected by off-line solving the boundary-value problem of the motion model. Examples for this approach are [10, 8, 12, 6, 2].

### 3 System Overview

We aim at building a parking system for an automated car. Our test vehicle is a standard Mercedes-Benz E-Class equipped with additional sensors, processors and an interface to the actuators (steering, brakes and acceleration, and drive selection).

The vehicle's pose is provided by a localisation framework and obstacles are provided by radar sensors. The localisation method and sensor setup are described in more detail in [13].

The map of the environment and the final parking position are discovered through previous recordings of paths driven by a user. A set of trajectories is converted to a drivable area using our previously published approach [17]. The end poses of those user-driven trajectories also provide us with candidate parking positions. At run-time a user can select one of those parking spots. The vehicle will then calculate a path towards the selected parking spot and try to execute it. If new obstacles are sensed, the system will first re-plan around them using the optimisation step. If that fails, a complete re-planning with an updated environment map is started.

### 4 Algorithm Description

A complete description of our algorithm must cover both phases: grid search and optimisation. The grid search uses a regular grid in a three dimensional state space, where the sophistication lays in the edges. And then the solution is improved by means of convex optimisation.

#### 4.1 Dubins Grid

When constructing a grid for the A\* search with a constrained vehicle, such as a car, we must take care that the graph is well-connected. We chose to use Dubins' model of a car to generate edges that model the behaviour of our vehicle.

##### 4.1.1 Vertices

The vertices in the Dubins Grid are configurations (i.e. the state) of the car: Pose in  $\langle x, y, \theta \rangle$ . These are created in regular intervals, although there is no inherent need for this regularity by the algorithm.

##### 4.1.2 Edges

The edges are what motivates the name Dubins Grid. We connect neighboring vertices by Dubins Curves. Dubins Curves are the shortest path that a Dubins Car can take between any two states in an obstacle-free space. The Dubins Car uses a bicycle model with the explicit definition that it can only go forwards and that it has a minimal turning radius. Dubins [3] showed that the shortest path his car could take would only ever consist of three basic movements: straight forward ("S"), full right turn ("R"), or full left turn ("L"). He furthermore showed that the shortest path between two positions is composed of exactly three of these basic movements and that there are only six of these so-called *words* in total: Four with a straight segment in the middle (RSR, RSL, LSR, LSL) and two with a curved segment in the middle (RLR, LRL).

For our application of Dubins Curves it is important that a *closed-form solution* for all six possibilities exist. Finding the shortest of the six can be done through a simple min-operation or through more sophisticated means [1, 16].

To connect the Dubins Grid, we connect those vertices with edges whose Dubins Curves are collision-free with the map boundary and obstacles. Finally, we define the Dubins Curves both for a forwards and a backwards driving car. This means the direction of movement does not change in an edge. Only in a vertex is a change of direction possible. We connect two states with the shortest Dubins Curves.

#### 4.1.3 Heuristics

As a heuristic we chose the length of the Dubins Curves between a vertex  $u$  and the closest goal vertex  $t$ . It is important to note that this is an inadmissible heuristic as it can overestimate the cost to the goal. This overestimation occurs when the shortest path includes a change in direction. Reeds-Shepp Curves [14] are an extension of Dubins Curves, where changes in direction are possible. As such, they would provide an admissible heuristic but are computationally too costly.

The Dubins Curve heuristic captures the non-holonomic constraints of the vehicle and provides a distance metric (if done both forwards and reverse) to the configuration space. The other heuristic incorporated into the search is often one that captures the map. This is sometimes called an obstacle-sensitive heuristic. This can either be done through Voronoi graphs [20] or based on a 2D-Dijkstra search through the map [10]. We chose to implement Dijkstra for its simplicity. However, in the tested scenarios it did not yield any runtime improvement. This was even the case in a very long scenario.

The result of the search is a list of 3D states which are connected through Dubins Curves. To complement the search we run optimisation on the path to smooth it.

## 4.2 Optimisation

Because the generated path found by the graph search above is composed of concatenated Dubins Curves, optimisation is highly beneficial to yield smooth and comfortable trajectories. We chose to implement a cost function and constraints with the following aims. There are two constraints: (1) The car may not collide with any obstacle or the boundary of the map. (2) The curvature may not exceed the maximal curvature as imposed by the vehicle constraints.

While a multitude of criteria to optimise are imaginable we concentrated on those that are necessary in our opinion for a human occupant to appreciate the maneuver. Primarily this is the change in curvature and the change in orientation. Additionally, we would like our optimised solution to track the original solution as best as possible.

### 4.2.1 Constraints

The first constraint is that the vehicle should not hit any obstacles. Second, the path must remain drivable and thus the curvature must remain below a threshold.

**Obstacles** We consider two types of obstacles. Real obstacles are provided by extrinsic sensors – an array of radar or LIDAR sensors which covers the complete surrounding of the vehicle. These are treated as point-shaped obstacles and updated multiple times a second. The second type of obstacles is the boundaries of the map. We treat both in the same framework using a Delaunay triangulation as described in [17]. The gist of our previous work is that through the triangulation, point obstacles can easily be added and removed.

Moving obstacles are treated as static obstacles and updated at regular intervals. In practise, this was sufficient for typical low-speed parking maneuvers.

The vehicle is modeled in the same way as in [19] through disks which cover the vehicle as best as possible. We selected three disks with diameters equal to the vehicle width.

**Curvature Constraint** We model the vehicle kinematics through the bicycle model commonly used for car-like robots. The vehicle is fully described by a base length  $L$ , the distance between the front and rear axle, and a maximal steering angle of the front wheels ( $\xi_{\max}$ ). The maximal curvature is:  $K_{\max} = \frac{\tan \xi_{\max}}{L}$ .

#### 4.2.2 Objective Function

Our variables for the optimisation are expressed in Frenet coordinates [4]. That is, we only optimise the offset to the original path. These offsets are denoted  $\chi_i$ . The path is then represented as  $\chi = \{\chi_i\}$  for  $i = 1..n$  ( $n$  being the number of points on the path.). We express the objective function as a sum of three separate terms.  $\mathcal{K}(\chi)$  represents the sum of curvature changes along the path,  $\mathcal{O}(\chi)$  is the sum of orientation changes, and finally,  $\mathcal{D}(\chi)$  expresses the distance to the original path.

The objective function is then:  $f(\chi) = \mathcal{K}(\chi) + \mathcal{O}(\chi) + \mathcal{D}(\chi)$

**Curvature Cost** In detail we first have  $\mathcal{K}$  the curvature costs. Those are defined as  $\mathcal{K}(\chi) = \sum_{i=1}^{n-1} d(K_i, K_{i+1})$ , where  $K_i$  is the curvature at  $\chi_i$  and  $d(\cdot, \cdot)$  the Euclidean distance.  $K_i$  is calculated with the points immediately preceding and following point  $i$  with Menger's formula [9].

**Orientation Cost** The delta in orientation is  $\mathcal{O}(\chi) = \sum_{i=1}^{n-1} d(\psi_i, \psi_{i+1})$  with  $\psi_i$  being the orientation in  $\chi_i$ .  $d(\cdot, \cdot)$  is again the Euclidean distance except it is computed modulus  $2\pi$ .

**Hausdorff-Distance to Original Path** With  $\chi_i$  being the signed distance to the initial path, we reward the optimisation to find a solution close to the initial solution with the following costs:  $\mathcal{D}(\chi) = \sum_i \|\chi_i\|_2$

#### 4.2.3 Implementation Details

We employ the NLOpt-Library [5] to optimise the initial solution obtained from search using the above specified costs. All summands from the cost function are differentiable with regards to  $\chi$ , so we are using the SLSQP-algorithm [7].

Curory inspection makes us suspect that the objective function is convex. The optimisation typically converges after around 10 iterations.

## 5 Experiments and Evaluation

Results found in the first step through search can be seen in Fig. 1 (p. 2). The scenario shown in the figures is an actual parking space. We also evaluated our approach on a set of synthetic scenarios. Those were chosen to cover different situations that a parking car could encounter. There was a mix of both highly constrained and very large scenarios. We also sought situations that were very easy (simple forward-driving) and those that were very complicated to park in (requiring more than three gear changes). The experiments were performed on a 2014 Mercedes-Benz E-Class.

The effects various parameters have can be seen in figure 2. The length of the determined path seems reasonably independent of both spacing (resolution) of the grid and the numbers of headings represented in the grid. On the other hand, longer Dubins Curves as edges improve the solution.

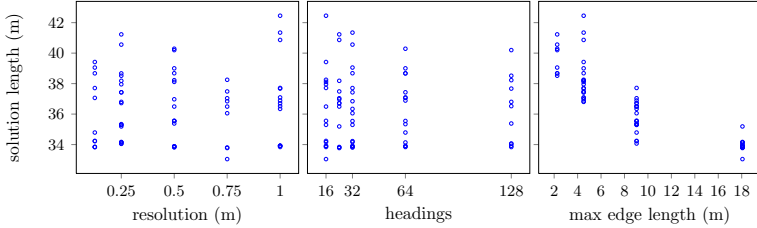


Figure 2: Resolution and number of headings show no correlation with the solution length. Maximal edge length in the state lattice clearly correlates with the solution length.

The performance depends most on the number of vertices in the graph, which is a result of grid resolution. This can be seen in figure 3. Because the planning time increases with the chosen grid resolution, we select a coarse resolution. As can be seen from figure 2, this does not effect the quality of solution. Thus an optimal choice of parameters is composed of a coarse resolution and a long maximal edge length.

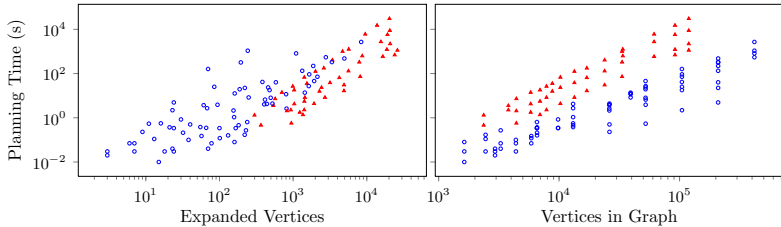


Figure 3: The number of vertices in the graph and the number of vertices that were expanded influences the planning time. Triangles (red) are from a longer scenario, circles (blue) from a shorter one (see Fig. 1).

## 5.1 Problems

**Controllability** Maximal steering angles mean that the controller has no leverage to apply control input. It is therefore difficult to exactly track a computed path. There are two solutions: Relax the model of the car by giving it a slightly larger turning circle. This would give the controller some space. Or, by using re-planning such that if the controller does not perfectly trace the desired path, while on maximal curvature, the path can be updated.

**Dubins Curves** Dubins Curves have a continuous gradient ( $C^1$  continuous) but the curvature is discrete. This yields provably shortest-length paths but does not allow for dynamics of the car. Thus for a car to perfectly track the Dubins Curves, it would have to stop in the change

points. We mitigate this problem by optimising the path for dynamic characteristics in the described second step.

**Minimizing gear-changes** Directional gear changes always occur on a node, i.e. for a specific node an incoming edge is in the forward gear and departing edge is in reverse gear. This means that no cost can be assigned to the gear-change. This in turn means that the path cannot be optimised for the number of gear-changes.

We would argue that our algorithm is cleaner and simpler because we do not allow these gear-changes on edges and just in nodes. The Reeds-Shepp Curves could be used as edges if so desired. A simpler extension would be to make our graph bipartite and split all nodes into a forward and a backward node. In the forward node the vehicle would be in the forward gear, and the same for the backward node. Forward and backward nodes at the same position would then be connected through a gear-changing edge. This way a cost could be assigned to switching gears and even different costs could be assigned to driving forwards and backwards.

## 5.2 Future Work

In the future we decided to extend our approach to a four-dimensional space, in order to penalize directional gear-changes and backwards movement. Also, we are considering re-planning approaches such as D\* [11] to cope with situations where our sensors cannot see far-away obstacles.

## 6 Conclusion

In this paper we have presented a comprehensive solution to finding paths for an autonomous parking scenario. We described the two aspects of our solutions: Finding an initial, drivable path through search in grid connected through Dubins curves and, secondly, improving the drivable path to allow higher velocities and more comfortable trajectories. The second step is done through optimisation.

The benefits of our approach is a simplified, yet kinematically correct, discretized search that is resolution complete. As such, we are guaranteed to find a path if one exists. But we are not doing more than necessary: Our initially found path is drivable but not smoothly drivable. We consider a smooth ride optional and clearly favour a non-smooth parking solution to no parking solution. In practise, optimisation can always improve the path. The optimised path becomes dynamically-feasible and the vehicle is able to track the path at higher speeds.

## References

- [1] Gyeusang Cho and Jinkyung Ryeu. An efficient method to find a shortest path for a car-like robot. In *Intelligent Control and Automation*, pages 1000–1011. Springer, 2006.
- [2] Dmitri Dolgov, Sebastian Thrun, Michael Montemerlo, and James Diebel. Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments. *The International Journal of Robotics Research*, 29(5):485–501, 2010.
- [3] Lester E Dubins. On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents. *American Journal of Mathematics*, pages 497–516, 1957.
- [4] Jean Frédéric Frenet. Sur les courbes à double courbure. *Journal de Mathématiques pures et appliquées*, pages 437–447, 1852.

- [5] Steven G. Johnson. The nlopt nonlinear-optimization package, 2011.
- [6] Ross Alan Knepper and Alonzo Kelly. High performance state lattice planning using heuristic look-up tables. In *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 3375 – 3380, October 2006.
- [7] Dieter Kraft. Algorithm 733: Tomp–fortran modules for optimal control calculations. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 20(3):262–281, 1994.
- [8] Rainer Kümmerle, Dirk Hähnle, Dmitri Dolgov, Sebastian Thrun, and Wolfram Burgard. Autonomous driving in a multi-level parking structure. In *IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation*, pages 3395–3400. IEEE, 2009.
- [9] Jean-Christophe L  ger. Menger curvature and rectifiability. *Annals of mathematics*, 149:831–869, 1999.
- [10] Maxim Likhachev and Dave Ferguson. Planning long dynamically feasible maneuvers for autonomous vehicles. *The International Journal of Robotics Research*, 28(8):933–945, 2009.
- [11] Maxim Likhachev, David I Ferguson, Geoffrey J Gordon, Anthony Stentz, and Sebastian Thrun. Anytime Dynamic A\*: An Anytime, Replanning Algorithm. In *International Conference on Automated Planning and Scheduling (ICAPS)*, pages 262–271, 2005.
- [12] Mihail Pivtoraiko and Alonzo Kelly. Constrained motion planning in discrete state spaces. In *Field and service robotics*, pages 269–280. Springer, 2006.
- [13] Matthias Rapp, Markus Hahn, Markus Thom, J  rgen Dickmann, and Klaus Dietmayer. Semi-markov process based localization using radar in dynamic environments. In *IEEE 18th Intern. Conf. on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2015.
- [14] J. A. Reeds and L. A. Shepp. Optimal paths for a car that goes both forwards and backwards. *Pacific Journal of Mathematics*, 145(2):367–393, 1990.
- [15] Martin Rufli and Roland Siegwart. On the design of deformable input-/state-lattice graphs. In *IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 3071–3077, May 2010.
- [16] Andrei M Shkel and Vladimir Lumelsky. Classification of the dubins set. *Robotics and Autonomous Systems*, 34(4):179–202, 2001.
- [17] Christoph Siedentop, Viktor Laukart, Boris Krastev, Dietmar Kasper, Andreas Wedel, Gabi Breuel, and Cyrill Stachniss. Autonomous parking using previous paths. In *Advanced Microsystems for Automotive Applications 2015 (AMAA)*, pages 3–14. Springer, 2016.
- [18] H  l  ne Vorobieva, Nicoleta Minoiu-Enache, Sebastien Glaser, and Sa  d Mammar. Geometric continuous-curvature path planning for automatic parallel parking. In *Intern. Conf. on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*, pages 418–423. IEEE, 2013.
- [19] Julius Ziegler, Philipp Bender, Thao Dang, and Christoph Stiller. Trajectory planning for Bertha—a local, continuous method. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*, pages 450–457, 2014.
- [20] Julius Ziegler, Moritz Werling, and Jens Schr  der. Navigating car-like robots in unstructured environments using an obstacle sensitive cost function. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 787–791, 2008.

# Erweiterung aktiver Fußgängerschutzsysteme durch eine fahrerinitiierte Ausweichunterstützung

Thomas Gußner, Lutz Bürkle und Claus Marberger\*

**Zusammenfassung:** Dieser Beitrag beschreibt ein Fahrerassistenzsystem zur Vermeidung von Fußgängerunfällen. Zusätzlich zu den bereits in Serie verfügbaren Reaktionsmustern – also insbesondere einer automatischen Vollbremsung – unterstützt es den Fahrer während eines Ausweichmanövers um den Fußgänger herum. Mittels einer Front-Stereo-Kamera werden Fußgänger erkannt und deren Position und Geschwindigkeit gemessen. Darüber hinaus können der zum Ausweichen verfügbare Freiraum sowie andere Verkehrsteilnehmer, wie z.B. Gegenverkehr, welche die Ausweichmöglichkeiten weiter einschränken, erkannt werden. Über zusätzliche Seitensensorik wird außerdem parallel fahrender Verkehr erfasst. Basierend auf dem erkannten Freiraum sowie einer Prädiktion des Fußgängers und der weiteren relevanten Verkehrsteilnehmer wird durch Lösen eines Optimierungsproblems eine Ausweichtrajektorie geplant. Reagiert der Fahrer am Lenkrad durch eine Ausweichbewegung, so wird die Ausweichunterstützung aktiviert und der Fahrer durch Überlagerung von Lenkmomenten während des Ausweichmanövers auf einer optimalen Ausweichtrajektorie stabilisiert. Das beschriebene System wurde in einem Versuchsfahrzeug implementiert und dessen Wirksamkeit in einer Probandenstudie evaluiert.

**Schlüsselwörter:** Aktiver Fußgängerschutz, Ausweichunterstützung, Trajektorienplanung, Fahrerverhalten

## 1 Einleitung

Weltweit haben Fußgängerunfälle nach wie vor einen großen Anteil an den Unfällen mit Getöteten und Schwerverletzten im Straßenverkehr [1]. Ein wichtiger Schritt zur Reduzierung der Anzahl der verletzten und getöteten Fußgänger wird die Einführung von automatischen Notbremssystemen für Fußgänger im Rahmen des europäischen Bewertungsprogramms für Neuwagen (EuroNCAP) sein. Allerdings können die hier bewerteten Reaktionsmuster selbst bei hypothetisch idealer Umfeldsensorik und Situationsanalyse nur einen Teil der Fußgängerunfälle vermeiden. Insbesondere in Szenarien, in denen das Fahrzeug relativ schnell fährt und in denen der Fußgänger z.B. aufgrund einer Verdeckung erst spät sichtbar wird, kann eine Kollision durch Bremsen alleine häufig nicht mehr vermieden, sondern nur noch durch Reduktion der Kollisionsgeschwindigkeit abgeschwächt werden. Dagegen kann ein geeignetes Ausweichmanöver in diesen Fällen den Unfall häufig noch vollständig vermeiden. Dies ist darauf zurückzuführen, dass der benötigte Weg für

---

\*Robert Bosch GmbH, Zentralbereich Forschung und Vorausentwicklung, Abt. CR/AEV (e-mail: thomas.gussner@de.bosch.com). Dieser Beitrag entstand im Rahmen der Forschungsinitiative UR:BAN (Urbaner Raum: Benutzergerechte Assistenzsysteme und Netzmanagement). UR:BAN wird gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages

ein Ausweichmanöver definierter Breite mit der Geschwindigkeit linear zunimmt, während der Bremsweg mit der Geschwindigkeit quadratisch wächst.

Eine nahe liegende Möglichkeit diesen Zusammenhang auszunutzen besteht darin, für den Fall einer drohenden Kollision mit einem Fußgänger, die durch Bremsen alleine nicht mehr zu vermeiden ist, ein automatisches Ausweichmanöver zu implementieren [2, 3]. Allerdings haben Probandenstudien gezeigt [4], dass ein automatischer Lenkeingriff mittels Momentenüberlagerung häufig nicht zum Erfolg führt, da er von den meisten Fahrern unterdrückt bzw. ausgegeregelt wird. Selbst bei einer kurz bevorstehenden Kollision mit einem Fußgänger-Dummy wird ein automatischer Lenkeingriff vom Fahrer oft blockiert. Andererseits zeigen Fahrer bei einer kritischen Annäherung häufig selbst eine initiale Lenkreaktion, sind dann allerdings nicht in der Lage, das Ausweichmanöver so auszuführen, dass es nicht trotzdem zu einer Kollision mit dem Fußgänger kommt [5]. Daher stellen wir in diesem Beitrag ein System vor, das im Falle einer bevorstehenden Fußgängerkollision zunächst nur die bereits in Serie verfügbaren Reaktionsmuster – also Warnung, Teilbremsung, automatische Vollbremsung – ausführt. Erst wenn der Fahrer die Gefahrensituation antizipiert und von sich aus durch eine entsprechende Bewegung am Lenkrad zu einem Ausweichmanöver ansetzt, wird er beim Ausweichen durch Aufschalten geeigneter Lenkmomente unterstützt, um den Fußgänger sicher zu umfahren. Das System ähnelt diesbezüglich dem in [6] vorgestellten Fahrerassistenzsystem, das den Fahrer beim Vermeiden von Unfällen im Längsverkehr unterstützt.

Die Wirksamkeit des Systems wurde im Rahmen einer Probandenstudie untersucht. Hierbei wurden untrainierte Fahrer mit einem plötzlich erscheinenden Fußgängerdummy auf Kollisionskurs konfrontiert. Eine Gruppe von Fahrern hatte dabei keinerlei Assistenzsystem im Fahrzeug, während einer zweiten Gruppe die beschriebene Ausweichunterstützung zur Verfügung stand. Die Wirksamkeit des Systems konnte somit durch Vergleichen des Anteils der vermiedenen Kollisionen in beiden Gruppen abgeschätzt werden.

Im Folgenden wird in Abschnitt 2 zunächst ein Überblick über das System und die verwendeten Komponenten gegeben. Anschließend werden die Erkennung der Ausweichabsicht des Fahrers in Abschnitt 3 und die Trajektorienplanung zur Kollisionsvermeidung in Abschnitt 4 beschrieben. In Abschnitt 5 werden die Probandenstudie, die zur Untersuchung der Wirksamkeit des Systems durchgeführt wurde, und deren Ergebnisse vorgestellt.

## 2 Systemüberblick

Abbildung 1 gibt einen Überblick über das System und die verwendeten Umfeldsensoren. Zur Erfassung des Bereichs vor dem Fahrzeug wird eine Bosch-Stereo-Kamera verwendet, um sowohl Fußgänger, als auch Hindernisse und weitere Verkehrsteilnehmer, wie z.B. Gegenverkehr, die den möglichen Raum für ein Ausweichmanöver einschränken, zu erkennen. Mit Hilfe von Seitensensoren, wie z.B. Ultraschallsensoren oder Seitenkameras, kann parallel fahrender Verkehr neben dem Fahrzeug erfasst werden.

Auf Basis der Umfeldsensordaten analysiert das System nun permanent die Umgebung des Fahrzeugs und repräsentiert dieses in Form sowohl einer Objektliste, die insbesondere die Attribute relevanter Verkehrsteilnehmer beschreibt, als auch eines Belegungsgitters, das unabhängig von spezifischen Objektmodellen die stationären Hindernisse in der Umgebung des Fahrzeugs darstellt. Aus beiden Repräsentationen wird in der Situationsanalyse ein Korridor bestimmt, innerhalb dessen sich ein Ausweichmanöver sicher durchführen



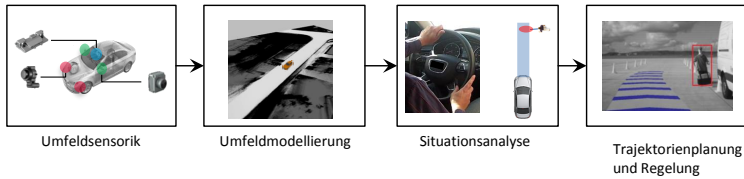


Abbildung 1: Systemarchitektur des Fußgängerschutzsystems mit Ausweichunterstützung.

lässt. Dabei werden sowohl statische Hindernisse als auch dynamische Verkehrsteilnehmer berücksichtigt. Basierend auf den Objektattributen und den Fahrzeugbewegungsdaten wird die Kollisionswahrscheinlichkeit mit evtl. erkannten Fußgängern geschätzt sowie das Lenkverhalten des Fahrers analysiert. Wird erkannt, dass eine erhöhte Kollisionswahrscheinlichkeit mit einem Fußgänger besteht, so werden zyklisch möglich Ausweichtrajektorien berechnet, die innerhalb des Korridors links und rechts an dem Fußgänger vorbei führen. Sobald der Fahrer ein Ausweichmanöver einleitet, wird er durch Aufschalten geeigneter Lenkmomente, die sich aus der geplanten Trajektorie ergeben, beim Ausweichen unterstützt.

### 3 Ausweichabsichtserkennung

Die Ausweichunterstützung, also das Aufschalten unterstützender Lenkmomente zur Stabilisierung des Fahrzeugs auf einer kollisionsvermeidenden Ausweichtrajektorie, wird erst dann aktiviert, wenn eine Ausweichabsicht des Fahrers erkannt wurde, d.h. wenn der Fahrer selbst das Ausweichmanöver durch eine entsprechende Lenkradbewegung eingeleitet hat. Als weitere Aktivierungsbedingungen müssen außerdem eine Mindestkollisionswahrscheinlichkeit mit einem Fußgänger vorliegen und ausreichend Platz für ein Ausweichmanöver vorhanden sein.

Die Auslegung der Ausweichabsichtserkennung erfolgte auf der Basis von Messdaten der in Abschnitt 5 beschriebenen Probandenstudie. Es zeigt sich, dass die Ausweichabsicht des Fahrers zuverlässig auf Basis des Lenkradwinkels  $\delta_{th}$  und der Lenkradwinkelgeschwindigkeit  $\dot{\delta}_{th}$  erkannt werden kann. Um unerwünschte Auslösungen beim Rangieren oder bei Kurvenfahrten zu vermeiden, werden zusätzliche Bedingungen eingeführt, etwa eine Mindestgeschwindigkeit des Fahrzeugs<sup>1</sup>. Außerdem kann die Ausweichunterstützung nur bei Geradeausfahrt aktiviert werden.

Abbildung 2 zeigt exemplarisch den Verlauf von Lenkradwinkel und Lenkradwinkelgeschwindigkeit von zwei Fahrern unmittelbar vor einer Kollision mit einem Fußgänger-dummy, der jeweils unerwartet hinter einer Verdeckung erschienen ist (siehe Abschnitt 5). In der Abbildung wird der Fußgänger für den Fahrer zum Zeitpunkt  $t = 0$  sichtbar. Der Zeitpunkt, zu dem der Ausweichwunsch des Fahrers erkannt wird, ist jeweils mit einem Kreuz markiert. Bei Fahrer 2 (Abbildung 2 rechts) ist die Reaktion deutlich schwächer

<sup>1</sup>Eine Mindestgeschwindigkeit ist auch deshalb wünschenswert, weil bei langsamen Geschwindigkeiten ein Ausweichmanöver keinen Vorteil gegenüber einem reinen Bremsmanöver bietet

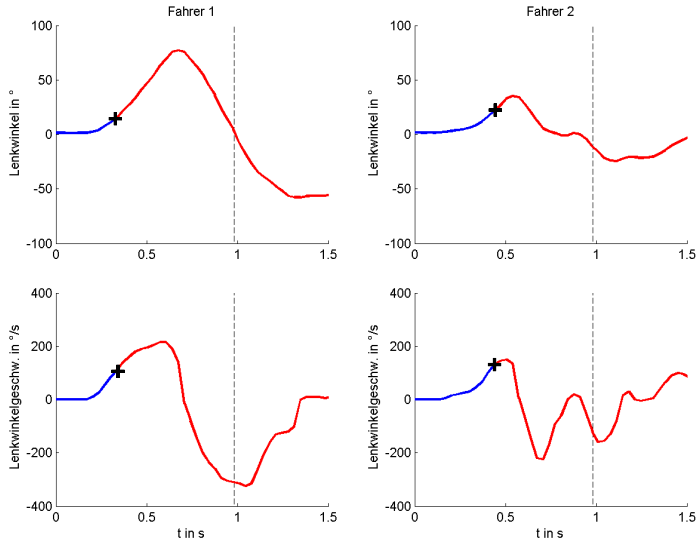


Abbildung 2: Lenkwinkel und Lenkwinkelgeschwindigkeit von zwei Fahrern – Fahrer 1 links, Fahrer 2 rechts – kurz vor einer Kollision mit einem Fußgängerdummy. Bei  $t = 0$  wird der Fußgängerdummy sichtbar. Die gestrichelte Linie (—) markiert den Zeitpunkt der Kollision. Der jeweilige Zeitpunkt der Erkennung des Fahrerausweichwunsches ist durch ein + markiert.

ausgeprägt als bei Fahrer 1 (links). Nichtsdestotrotz wird der Ausweichwunsch der Fahrer in beiden Fällen erkannt, im zweiten Fall jedoch etwas später.

Analysiert man das beschriebene Kriterium anhand von Dauerlaufdaten freier Autofahrten im urbanen Raum, auf Landstraßen und Autobahnen, so zeigt sich, dass z.B. durch schreckhafte Spurkorrektur des Fahrers das Kriterium ebenfalls ausgelöst werden kann. Diese Situationen führen jedoch nicht zu einer ungerechtfertigten Auslösung der Funktion, da hierzu zusätzlich, wie oben beschrieben, eine hohe Kollisionswahrscheinlichkeit mit einem Fußgänger und ausreichend Raum für ein Ausweichmanöver vorhanden sein müssen.

## 4 Trajektorienplanung

Im Rahmen der Trajektorienplanung soll eine Ausweichtrajektorie gefunden werden, die im Wesentlichen die folgenden Eigenschaften aufweist: Zum einen soll das Kollisionsrisiko mit dem Fußgänger minimiert werden. Gleichzeitig sollen andererseits die Querbeschleunigung während des Ausweichmanövers und der maximal aufgebaute Querversatz möglichst klein sein. Außerdem darf das Fahrzeug während des gesamten Ausweichmanövers den Ausweichkorridor nicht verlassen. Der Ausweichkorridor, der für die Planung der Trajektorie zur Verfügung steht, berücksichtigt dabei sowohl statische Hindernisse

wie parkende Fahrzeuge, Randbebauung, usw. als auch andere Verkehrsteilnehmer, also Gegenverkehr, parallel fahrende Fahrzeuge, andere Fußgänger, usw. Für alle potentiell dynamischen Objekte muss dazu eine Prädiktion durchgeführt werden, um sicherzustellen, dass der Fahrkorridor auch künftige Aufenthaltsgebiete der Verkehrsteilnehmer für die Planung der Ausweichtrajektorie ausschließt.

Die Trajektorienplanung, die immer dann durchgeführt wird, wenn eine hohe Kollisionswahrscheinlichkeit mit einem Fußgänger vorliegt, lässt sich basierend auf den obigen Vorgaben als Lösung eines Optimierungsproblems darstellen. Dazu wird die Trajektorie parametrisch durch eine Funktion

$$\begin{aligned} y(x(t)) &= f(x, \mathbf{c}), \\ x(t) &= \int_0^t v_x(\tau) d\tau \end{aligned}$$

beschrieben. Dabei ist  $\mathbf{c}$  der Koeffizienten-Vektor, der Verlauf, Länge und Breite des Ausweichmanövers beeinflusst. Als Ursprung des Koordinatensystems  $x, y$  wird die Fahrzeugposition zu Beginn des Ausweichmanövers zum Zeitpunkt  $t = 0$  gewählt, wobei die  $x$ -Achse in Richtung der Fahrzeuglängsachse weist.  $v_x(t)$  beschreibt die  $x$ -Komponente der Fahrzeuggeschwindigkeit während des Ausweichmanövers. Näherungsweise kann z.B.  $v_x(t) = v(0)$  angenommen werden.

Aus der Wahl für  $\mathbf{c}$  ergeben sich neben der Position  $x(t), y(t)$  u.a. auch der zeitliche Verlauf des Gierwinkels  $\varphi(t, \mathbf{c})$ , der Gierrate  $\dot{\varphi}(t, \mathbf{c})$  und der Querschleunigung  $a_y(t, \mathbf{c})$  für den Zeitraum des Manövers  $t \in [0, t_E]$ . Es kann nun folgendes Optimierungsproblem

$$\min_{\mathbf{c}} \quad a_0 y_{E, \max} + a_1 a_{y, \max} + a_2 p_{\text{coll}},$$

mit den Nebenbedingungen

$$\begin{aligned} (x(t), y(t)) &\in \mathcal{C} \quad \forall t, \\ a_y(t, \mathbf{c}) &\leq a_{y, \lim} \quad \forall t, \\ p_{\text{coll}} &< p_{\text{coll}, \lim}, \\ \varphi(t = t_E, \mathbf{c}) &= \varphi(t = 0), \\ \dot{\varphi}(t = t_E, \mathbf{c}) &= 0, \\ \dot{\varphi}(t = 0, \mathbf{c}) &= \omega(t = 0), \\ &\vdots \end{aligned}$$

aufgestellt werden.

Minimiert wird die Summe aus dem maximal auftretenden seitlichen Versatz während des Ausweichmanövers  $y_{E, \max}$ , der maximal auftretenden Querschleunigung  $a_{y, \max}$  sowie der verbleibenden Restkollisionswahrscheinlichkeit  $p_{\text{coll}}$ . Die Koeffizienten  $a_0$ ,  $a_1$  und  $a_2$  gewichten dabei den Einfluss der verschiedenen Optimierungskriterien. Die Nebenbedingungen stellen sicher, dass die Trajektorie im Ausweichkorridor, der durch die Menge  $\mathcal{C}$  beschrieben wird, verbleibt und dass eine maximal zulässige Kollisionswahrscheinlichkeit  $p_{\text{coll}, \lim}$  sowie die maximal zulässige Querschleunigung  $a_{y, \lim}$  nicht überschritten werden. Darüber hinaus legen weitere Nebenbedingungen fest, dass am Ende des Ausweichmanövers die Orientierung des Fahrzeugs jener zu Beginn des Manövers entspricht und die

Gierrate null ist. Schließlich wird die Stetigkeit der Ausweichtrajektorie bezüglich Lateralversatz, Gierwinkel, Gierrate, und ggf. höherer Ableitungen von  $f$  zum Zeitpunkt  $t = 0$  gewährleistet.

Im Folgenden wird dieses Optimierungsproblem vereinfacht, indem die Kollisionswahrscheinlichkeit zunächst nicht minimiert, sondern auf einen festen Wert gesetzt wird. Bei geeigneter Wahl der Darstellung der prädizierten Aufenthaltswahrscheinlichkeit des Fußgängers kann dadurch der Lateralversatz  $y_P$  des Fahrzeugs auf Höhe des Fußgängers  $x_P$  in Abhängigkeit von  $\mathbf{c}$  bestimmt werden. Des Weiteren wird angenommen, dass die Parameter  $\mathbf{c}$  ausschließlich linear in der Funktion  $f(x, \mathbf{c})$  auftreten. Dies kann erreicht werden, indem  $f(\cdot)$  als gewichtete Summe aus Basisfunktionen dargestellt wird; ein einfaches Beispiel hierfür ist ein Polynom (vgl. z.B. [2]). Unter einigen vereinfachenden Annahmen, die für den Anwendungsfall einer Ausweichtrajektorienplanung ohne bedeutende Einschränkung getroffen werden können, resultiert schließlich ein lineares Optimierungsproblem, das sehr effizient gelöst werden kann. Eine Vereinfachung besteht darin, die Nebenbedingung

$$(x(t, \mathbf{c}), y(t, \mathbf{c})) \in \mathcal{C} \quad \forall t,$$

zu relaxieren und lediglich an Stützstellen  $(x_{i,C}, y_{i,C})$  bzw.  $(x_{j,C}, y_{j,C})$  entlang des Ausweichkorridors darzustellen:

$$f(x_{i,C}, \mathbf{c}) \leq y_{i,C},$$

$$f(x_{j,C}, \mathbf{c}) \geq y_{j,C},$$

was unter obiger Annahme auf lineare Nebenbedingungen führt. Bei ausreichend eng gewählten Stützstellen und unter Annahme eines entsprechend glatten Verlaufs der Ausweichtrajektorie wird auch die ursprüngliche Nebenbedingung erfüllt. Um das ursprüngliche Optimierungsproblem zu lösen, wird das vereinfachte Problem unter Variation von  $p_{\text{coll}}$  schließlich iterativ im Rahmen eines line-search-Verfahrens gelöst.

Unter Umständen existiert keine Lösung für das Optimierungsproblem. Dies kann verschiedene Ursachen haben, wie z.B. fehlender Raum zum Ausweichen etwa aufgrund eines entgegenkommenden Fahrzeugs. Eine weitere Möglichkeit ist, dass an dem Fußgänger mit dem gewünschten Sicherheitsabstand und unter den gegebenen fahrdynamischen Möglichkeiten nicht mehr vorbei gefahren werden kann. In diesen Fällen wird der Fahrer, auch wenn er ein Ausweichmanöver initiiert, lediglich durch eine automatische Notbremsung im Falle der Unvermeidbarkeit der Kollision unterstützt.

Wird eine Ausweichtrajektorie gefunden und darüber hinaus der Ausweichwunsch des Fahrers wie in Abschnitt 3 beschrieben erkannt, so wird fortwährend die relative Position des Ego-Fahrzeugs zur geplanten Ausweichtrajektorie bestimmt und ein entsprechendes Lenkmoment gestellt, um den Fahrer während des Ausweichmanövers auf der kollisionsvermeidenden Trajektorie zu stabilisieren.

## 5 Evaluierung der Wirksamkeit des Systems

Die Wirksamkeit des vorgestellten Systems wurde in einer aus zwei Teilen bestehenden Probandenstudie evaluiert [5]. Dazu wurden Fahrversuche mit einem Versuchsfahrzeug auf einer abgesperrten Teststrecke durchgeführt. Ziel des ersten Versuchsteils war es, zu quantifizieren, welcher Anteil der Autofahrer bei einer kurz bevorstehenden Kollision mit

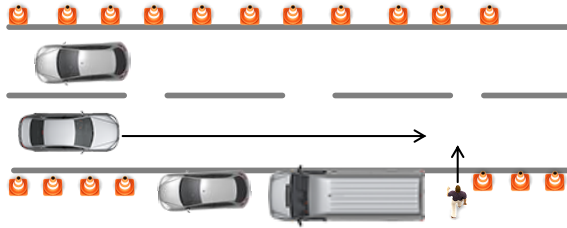


Abbildung 3: Situation, die im Rahmen der Probandenstudie zur Evaluierung der Wirksamkeit einer Lenkunterstützung bei drohender Kollision mit Fußgängern durchfahren wurde.

einem Fußgänger eine Ausweichreaktion am Lenkrad zeigen. Zum anderen sollte festgestellt werden, bei welchem Teil dieser Fälle der Fahrer in der Lage ist die Kollision mit dem Fußgänger durch ein Ausweichmanöver zu vermeiden.

Dazu wurden 31 Fahrer mit einem unerwartet hinter einem geparkten Fahrzeug auftauchenden Fußgängerdummy konfrontiert. Das Szenario war so gestellt, dass der Dummy erst kurz vor der Kollision für den Fahrer sichtbar wurde, sodass sich die Kollision bei der gefahrenen Geschwindigkeit von ca. 50 km/h nicht durch Bremsen alleine, sondern nur durch ein Ausweichmanöver vermeiden ließ. Die Abbildungen 3 und 4 zeigen das Szenario aus der Vogelperspektive und aus der Perspektive des Probanden.

Der eigentliche Versuchszweck wurde den Probanden nicht mitgeteilt. Vielmehr wurden die Teilnehmer zu Beginn der Fahrversuche dahingehend instruiert, dass Ziel des Fahrversuchs die Ermittlung des Fahrverhaltens beim Durchfahren von Engstellen ist. Die Probanden fuhren dann zunächst mit verschiedenen Geschwindigkeiten durch den Parcours, ohne dass der Fußgängerdummy sichtbar war. Erst bei der vierten Durchfahrt erschien dieser für die Probanden unerwartet hinter einem geparkten Fahrzeug, wobei die TTC bei Sichtbarwerden des Dummys ca. 0,8s - 1,0s betrug.

Das wesentliche Ergebnis dieses ersten Studienteils war, dass nur sehr wenige Proban-



Abbildung 4: Blick aus dem Fahrzeug, das in der Probandenstudie eingesetzt wurde.

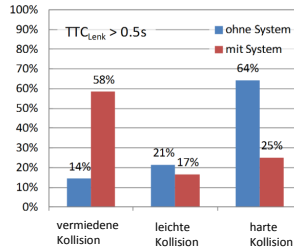


Abbildung 5: Vergleich der Vermeidungsrate der Kollision für Fahrer mit Lenkreaktion bei  $TTC > 0.5s$  mit Ausweichunterstützung (12 Probanden) aus dem zweiten Teil der Studie und ohne Ausweichunterstützung (14 Probanden) aus dem ersten Teil der Studie.

den die Kollision mit dem Fußgängerdummy vermeiden konnten, obwohl fast alle Fahrer eine Ausweichreaktion zeigten. Verwendet man den in Abschnitt 3 beschriebenen Klassifikator zur Erkennung der Ausweichabsicht, so initiierten 26 Probanden (84%) zwar ein Ausweichmanöver, von diesen konnten jedoch nur 2 die Kollision mit dem Fußgängerdummy tatsächlich vermeiden. Abbildung 2 zeigt die Verläufe von Lenkwinkel und Lenkwinkelgeschwindigkeit von zwei Probanden kurz vor der Kollision, die sich als typisch für den Versuch herausstellten: Während Fahrer 1 zu früh zurücklenkt und so nicht ausreichend Querversatz für die Kollisionsvermeidung aufbaut, lenkt Fahrer 2 von vorne herein zu wenig, um die Kollision vermeiden zu können.

Im zweiten Teil der Studie wurde mit weiteren Probanden dasselbe Kollisionsszenario unter denselben Bedingungen gestellt, allerdings war bei 21 Probanden nun die beschriebene Ausweichunterstützung aktiv. Wieder waren die Probanden nicht auf einen querenden Fußgängerdummy gefasst, der nach einigen Durchfahrten hinter der Verdeckung hervortrat. Es zeigte sich, dass im Gegensatz zum ersten Teil der Studie nun ein großer Anteil

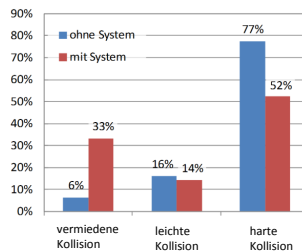


Abbildung 6: Vergleich der Vermeidungsrate der Kollision mit Ausweichunterstützung (21 Probanden) aus dem zweiten Teil der Studie und ohne Ausweichunterstützung (31 Probanden) aus dem ersten Teil der Studie.

der Probanden mit Hilfe des Systems die Kollision mit dem Fußgängerdummy vermeiden konnte. Dies gilt insbesondere für Probanden, die das Ausweichmanöver bei einer TTC größer als 0,5 Sekunden einleiteten. Für diese 12 Probanden zeigt Abbildung 5 den Vergleich der Kollisionshäufigkeit mit und ohne System; während lediglich 14% dieser Probanden ohne System die Kollision vermeiden konnten, waren mit dem beschriebenen System 58% in der Lage die Kollision mit dem Fußgängerdummy vollständig zu vermeiden. Bezieht man alle 21 Probanden in die Auswertung mit ein bei denen die Ausweichunterstützung aktiv war, also auch jene die ein Ausweichmanöver erst sehr spät bei einer TTC kleiner als 0,5 Sekunden einleiteten, dann ergibt sich die Verteilung in Abbildung 6. Mit einer Steigerung des Anteils an vermiedenen Kollisionen von 6% ohne System auf 33% mit System ist der Nutzen der Ausweichunterstützung auch hier deutlich erkennbar, wenngleich er durch die zum Teil zu kurze verbleibende Zeit zur wirksamen Beeinflussung der gefahrenen Trajektorie durch das System etwas geschmälert wird. Auch im Vergleich der von den Probanden gefahrenen durchschnittlichen Ausweichbreite auf Höhe des Fußgängerdummys zeigt sich die Wirksamkeit des Systems: diese stieg von 40 cm ohne System auf 75 cm mit Ausweichunterstützung.

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

Dieser Beitrag stellt ein Fahrerassistenzsystem zur Vermeidung von Unfällen mit Fußgängern vor, das den Fahrer während eines Ausweichmanövers unterstützt. Reagiert der Fahrer bei einer kritischen Annäherung am Lenkrad mit einer Ausweichbewegung, so wird die Ausweichunterstützung aktiviert und der Fahrer durch Überlagerung von Lenkmomenten auf einer optimalen Ausweichtrajektorie stabilisiert. Das System verwendet eine Stereo-Video-Kamera um Fußgänger, statische Hindernisse und weitere relevante Verkehrsteilnehmer wie etwa Gegenverkehr zu erkennen. Seitlich fahrende Verkehrsteilnehmer außerhalb des Erfassungsbereichs der Stereo-Kamera können mit Hilfe von Seitensensoren erfasst werden. Die Wirksamkeit des Systems wurde im Rahmen einer Probandenstudie nachgewiesen.

Eine wichtige Komponente des Systems ist die Prädiktion der relevanten Verkehrsteilnehmer, also sowohl die Prädiktion des Verkehrs, der potentiell die Ausweichmöglichkeiten einschränkt, als auch die Prädiktion des gefährdeten Fußgängers. Die künftige Entwicklung wird sich auf die Verbesserung von Letzterem konzentrieren, indem z.B. Merkmale des Fußgängers wie die Kopforientierung (vgl. z.B. [7, 8]) in der Prädiktion berücksichtigt werden.

## Literatur

- [1] OECD/ITF: Road Safety Annual Report 2014. (OECD Publishing)
- [2] Keller, C.G., Dang, T., Fritz, H., Joos, A., Rabe, C., Gavrila, D.M.: Active pedestrian safety by automatic braking and evasive steering. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on **12**(4) (2011) 1292–1304

- [3] Braeuchle, C., Flehmig, F., Rosenstiel, W., Kropf, T.: Maneuver decision for active pedestrian protection under uncertainty. In: 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). (2013) 646–651
- [4] Braeuchle, C., Flehmig, F., Rosenstiel, W., Kropf, T.: Driver influence on active pedestrian protection systems with combined braking and steering. In: Proceedings of 2nd International Symposium on Future Active Safety Technology towards Zero-Traffic Accident (FAST-zero 13). (2013) 1–6
- [5] Marberger, C., Gußner, T., Bürkle, L.: Evaluation einer Lenkassistentzfunktion zum Schutz gefährdeter Fußgänger. In: 8. VDI-Tagung Fahrer im 21. Jahrhundert, VDI (2015) als Beitrag angenommen
- [6] Fausten, M.: Accident avoidance by evasive manoeuvres. 4. Tagung Sicherheit durch Fahrerassistenz (TVSD, Munich, April 15–16) (2010)
- [7] Flohr, F., Dumitru-Guzu, M., Kooij, J.F., Gavrila, D.M.: Joint probabilistic pedestrian head and body orientation estimation. In: Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE, IEEE (2014) 617–622
- [8] Schulz, A., Stiefelhagen, R.: Pedestrian intention recognition using latent-dynamic conditional random fields. In: Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2015 IEEE, IEEE (2015) 622–627



## Eine Feldstudie zur Häufigkeit von natürlichen Nebentätigkeiten bei verschiedenen Automatisierungsstufen

Naujoks, F.<sup>1</sup>, Purucker, C.<sup>1</sup> & Neukum, A.<sup>1</sup>

**Zusammenfassung:** Ziel dieser Feldstudie war die Untersuchung der Bereitschaft zur Durchführung fahrfremder Tätigkeiten mit unterschiedlichen Graden der Fahrzeugautomatisierung. N = 32 Fahrer verschiedener Altersgruppen mit und ohne vorherige ACC-Erfahrung absolvierten Testfahrten im Berufsverkehr auf einer Autobahnstrecke und wurden entweder durch ACC, ACC mit Lenkunterstützung (ACC+SA) oder nicht unterstützt (Baseline). Während subjektive und objektive Fahrsicherheit nicht durch den Grad der Automatisierung beeinflusst wurden, führten Probanden, die bereits mit ACC vertraut waren, in assistierten Fahrten häufiger eine im Fahrzeug installierte Smartphoneaufgabe aus als in nicht-assistierten Fahrten. Die Ergebnisse des Feldexperiments validieren Erkenntnisse aus stärker kontrollierten Forschungsumgebungen und erweitern diese auf das teilautomatisierte Fahren.

**Schlüsselwörter:** Automatisiertes Fahren, Feldstudie, Nebenaufgabe, Interindividuelle Unterschiede.

### 1 Einleitung

Durch aktuelle Fortschritte in der Fahrzeugautomatisierung verändert sich die Rolle des Fahrers zunehmend von der aktiven Steuerung des Fahrzeugs hin zur Überwachung des Verhaltens des Assistenzsystems und der Verkehrsumgebung [1]. Eine wachsende Zahl von Studien legt nahe, dass die Automatisierung der Fahraufgabe gleichzeitig mit einer Tendenz zur verstärkten Bearbeitung von fahrfremden Tätigkeiten während der Fahrt einhergeht [2]. Insbesondere beim teilautomatisierten Fahren könnte eine verstärkte Tendenz zur Bearbeitung von fahrfremden Tätigkeiten eine Einschränkung der Fähigkeit zur Überwachung der Verkehrssituation und folglich der Übernahmebereitschaft mit sich bringen [3]. Gründe für die Ausführung von fahrfremden Tätigkeiten können einerseits in der jeweiligen Tätigkeit begründet sein (z.B. Ausführung notwendiger Tätigkeiten), andererseits stellt die Minderung von Monotonie gerade im Kontext des automatisierten Fahrens eine mögliche Motivation zur Ausführung fahrfremder Tätigkeiten dar.

---

<sup>1</sup> Würzburger Institut für Verkehrswissenschaften (WIVW) GmbH

Ziel der vorliegenden Studie war die Replikation der Ergebnisse bisheriger Studien im Rahmen eines Feldversuchs im Alltagsverkehr und deren Erweiterung auf die Automationsstufe des teilautomatisierten Fahrens (d.h. Automatisierung der Längs- und Querführung mit Notwendigkeit der permanenten Überwachung). Die vorliegende Studie erweitert die bestehende Literatur in mehreren Punkten:

- Die Mehrzahl der bisherigen Studien wurde in streng kontrollierten Forschungsumgebungen wie Fahrsimulatoren und Teststrecken durchgeführt, was die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf den alltäglichen Verkehr einschränkt [4-6].
- Bisher wurden vorwiegend niedrige Automatisierungsgrade (d.h. Automatisierung der Längsführung durch ACC) oder hochautomatisiertes Fahren (d.h. Automatisierung der Längs- und Querführung ohne Notwendigkeit der permanenten Überwachung durch den Fahrer) untersucht [2].
- Die Abhängigkeit der Ergebnisse vom situationsspezifischen Kontext (z.B. Geschwindigkeit, Verkehrszustand) und Fahrermerkmalen (z.B. Alter, Erfahrung im Umgang mit Fahrzeugautomation) wurde bisher vernachlässigt.

## 2 Methodik

### 2.1 Stichprobe

$N = 32$  Probanden wurden aus einem Pool von mehr als 150 Kandidaten rekrutiert, die über Zeitungsannoncen kontaktiert wurden. Die Stichprobe bestand aus 8 weiblichen und 24 männlichen Fahrern ( $n = 10$  mit vorheriger ACC-Erfahrung, d.h. Nutzung von ACC im eigenen Fahrzeug oder in einem Dienstwagen, der regelmäßig verwendet wird;  $n = 22$  ohne vorherige ACC-Erfahrung). Keiner der Fahrer hatte zuvor in experimentellen Studien mit ähnlichen Forschungsfragen teilgenommen. Zum Zeitpunkt der Studie lag das mittlere Alter der Fahrer bei 47.19 Jahren ( $SD = 16.08$ ,  $MIN = 20$ ,  $MAX = 70$ ).

### 2.2 Studiendesign

Die Teilnehmer absolvierten Fahrten im Berufsverkehr auf einer Autobahnstrecke mit verschiedenen Stufen der Fahrzeugautomatisierung, entweder mit Automatisierung der Längsführung (Adaptive Cruise Control, ACC; Automatisierungsgrad: *Assistiert* [7]), der Längs- und Querführung (Adaptive Cruise Control mit Lenkunterstützung<sup>2</sup>, ACC+SA; Automatisierungsgrad: *Teilautomatisiert* [7]) oder ohne jegliche Unterstützung (Baseline, BL). Die Versuchsbedingungen wurden von allen Probanden absolviert (*within-subject design*). Zur Vermeidung von Reihenfolgeeffekten war die Reihenfolge der Fahrten zwischen den Probanden vollständig ausbalanciert. Alter ( $> 50$  Jahre vs.  $< 50$  Jahre) und ACC-Erfahrung stellten weitere, quasi-experimentelle Faktoren der Untersuchung dar. Tabelle 1 fasst das Studiendesign zusammen.

---

<sup>2</sup> Lenkunterstützung wird im Folgenden mit „SA“ (steering assist) abgekürzt.

Tabelle 1: Experimentelle Faktoren.

Faktor	Faktorstufen
Automatisierungsgrad	Baseline (BL) vs. ACC vs. ACC+SA
Alter	> 50 Jahre vs. < 50 Jahre
ACC-Erfahrung	Mit vs. ohne vorherige ACC-Erfahrung

### 2.3 Studiensetting

Im Mittelpunkt der Studie stand die Untersuchung des Fahr- und Bedienverhaltens in verschiedenen Geschwindigkeitsbereichen und mit unterschiedlichen Automatisierungsgraden. Alle Testfahrten wurden während der Hauptverkehrszeit am Morgen oder am Abend durchgeführt. Der Studienfokus wurde aus mehreren Gründen auf dichten Verkehr gelegt: Einerseits erfordert das Fahren mit ACC die Anwesenheit anderer Verkehrsteilnehmer. Andernfalls hätten sich die Fahrten aus Sicht der Fahrer nicht vom Fahren mit einem herkömmlichen Tempomaten unterschieden. Zweitens wurde angestrebt, den Einfluss der Verkehrsdichte möglichst zu kontrollieren, da diese die fahrerseitige Bereitschaft zu fahrfremden Tätigkeiten möglicherweise unabhängig von der Geschwindigkeit beeinflusst hätte. Deshalb wurden alle Versuchsfahrten im Berufsverkehr (d.h. bei hoher Verkehrsdichte) auf einem festen Straßenabschnitt der Autobahnen A8 und A81 in der Metropolregion Stuttgart durchgeführt. Die Strecke bestand aus einer dreispurigen Autobahn, größtenteils ohne Geschwindigkeitsbegrenzung. Letztlich stellt Fahrzeugautomatisierung bei dichtem Verkehr auf Autobahnen, sog. Stauassistent, ein mögliches Einföhrungsszenario für hochautomatisierte Fahrfunktionen dar und ist deswegen von besonderem Forschungsinteresse.

### 2.4 Nebenaufgabe

Es ist anzunehmen, dass die Bereitschaft zur Durchführung von fahrfremden Tätigkeiten von der Art der jeweiligen Aufgabe abhängt, insbesondere von der Notwendigkeit, den Blick für längere Zeit von der Straße abzuwenden [8]. In dieser Studie wurde deshalb eine relativ simple, visuell-manuelle Aufgabe verwendet, die vom Fahrer jederzeit unterbrechbar war und in einem selbstgewählten Tempo bearbeitet werden konnte.



Abbildung 1: Verwendete Nebenaufgabe.

Die Aufgabe bestand aus einer Smartphoneanwendung, die am Würzburger Institut für Verkehrswissenschaften eigens für den Einsatz in experimentellen Studien konzipiert wurde. Die Aufgabe wurde ursprünglich für eine Studie zur Untersuchung der Auswirkungen der Ablenkung durch Smartphoneaktivitäten entwickelt, welche im Auftrag der Bundesanstalt für Straßenwesen durchgeführt wurde [9]. Mit dem Einsatz der Nebenaufgabe in dieser Studie wurde insbesondere das Ziel verfolgt, die Interaktion mit einer natürlichen Nebenaufgabe untersuchen zu können, die in ähnlicher Form auch tatsächlich beim Fahren ausgeführt werden könnte. Die Aufgabe bestand aus dem Abrufen von wetterbezogenen Informationen innerhalb eines hierarchischen 1x4x4x4-Menüs (siehe Abbildung 1). Innerhalb jeder Aufgabe sollten die Teilnehmer entweder (1) die minimale Temperatur, (2) die maximale Temperatur, (3) die Niederschlagswahrscheinlichkeit oder (4) die Windgeschwindigkeit zu verschiedenen Tageszeiten („Morgens“, „Mittags“, „Abends“ oder „Nachts“) an unterschiedlichen Tagen („Heute“, „Morgen“, „in zwei Tagen“ oder „in drei Tagen“) abrufen. Das Smartphone wurde in einer Halterung am oberen Teil des zentralen Infotainmentdisplays angebracht und musste zur Bedienung nicht in die Hand genommen werden, um die Verwendung entsprechend der StVO zu ermöglichen [10].

In einer vorherigen Studie zur Ablenkungswirkung dieser Aufgabe [9] stellte sich heraus, dass die Blickabwendungszeit während der Bearbeitung dieser Aufgabe innerhalb des akzeptablen Toleranzbereichs gemäß der NHTSA-Richtlinien für die Bedienung elektronischer Geräte im Fahrzeug liegt [8]. Um einen verantwortungsvollen Umgang mit der Menüaufgabe während der Fahrt zu gewährleisten, wurden die Fahrer ausdrücklich angewiesen, diese nur dann zu bedienen, wenn die Situation dies zulässt. Sie wurden zusätzlich darauf hingewiesen, dass die Bearbeitung der Aufgabe komplett in ihrer Entscheidung liegt, und sie in keiner Weise gezwungen sind, die Aufgabe während der Fahrt durchzuführen. Jeder Proband führte vor Fahrtantritt 40 Aufgaben im stehenden Fahrzeug aus, um Übungseffekte zu minimieren.

## 2.5 Abhängige Variablen

Während der Fahrt wurde neben verschiedenen Parametern der Fahrdynamik und des subjektiven Erlebens die Häufigkeit von Interaktionen mit der Smartphoneaufgabe erhoben (siehe Tabelle 2):

- Zur Evaluation der Qualität der lateralen und longitudinalen Fahrzeugkontrolle wurden die Geschwindigkeit des Fahrzeugs sowie Längs- und Querbeschleunigung aufgezeichnet.
- Die Aufmerksamkeitsverteilung der Fahrer zwischen der fahrfremden Tätigkeit und der primären Fahraufgabe wurde über die Häufigkeit der Interaktionen mit der Smartphoneaufgabe evaluiert.
- Neben diesen objektiven Parametern wurden ebenfalls subjektive Probandenurteile zur wahrgenommenen Anstrengung durch die sog. SEA-Skala [11] und zur wahrgenommenen Fahrsicherheit nach jeder Fahrt erhoben.

Tabelle 2: Abhängige Variablen.

Parameter	Beschreibung	Einheit
Laterale und longitudinale Fahrzeugführung		
Geschwindigkeit	Mittlere Geschwindigkeit	[km/h]
Maximale Verzögerung	Maximale Längsverzögerung	[m/s <sup>2</sup> ]
Maximale Querbeschleunigung	Maximale Querbeschleunigung (absolut)	[m/s <sup>2</sup> ]
Aufmerksamkeitsverteilung		
Involviertheit in fahrfremde Tätigkeit	Interaktion mit Smartphoneaufgabe pro Minute	[Interaktionen/min]
Subjektive Maße		
Beanspruchung	Einschätzung der Beanspruchung durch die Ausführung der fahrfremden Tätigkeit (SEA Skala: 0 = sehr gering, 220 = außergewöhnlich; [11])	[0...220]
Sicherheit	Einschätzung der Fahrsicherheit (0 = gar nicht sicher, 15 = sehr sicher)	[0...15]

## 2.6 Instruktion

Die Probanden wurden darüber aufgeklärt, dass das Ziel der Untersuchung darin bestand, die Bereitschaft zur Ausführung fahrfremder Tätigkeiten zu untersuchen. Die Probanden wurden angewiesen, die Aufgabe eigenverantwortlich nur dann zu bearbeiten, wenn die Verkehrssituation sicher genug ist und sie die Aufgaben selbst im Straßenverkehr durchführen würden. Außerdem wurden die Probanden darauf hingewiesen, dass sie für die sichere Fahrzeugführung zuständig sind, und dass sie dieser zu jeder Zeit eine höhere Priorität geben sollen als der Bearbeitung der Smartphoneaufgabe. Um die Sicherheit der Teilnehmer zusätzlich zu gewährleisten, konnte ein Versuchsleiter, dessen einzige Aufgabe in der Beobachtung der Verkehrssituation lag, die Fahrzeugkontrolle über eine zusätzliche Fahrschulpedalserie übernehmen und – wenn nötig – einen Bremsengriff in kritischen Situationen durchführen.

## 2.7 Inferenzstatistische Verfahren

Um den Einfluss der experimentellen Faktoren auf die abhängigen Variablen zu beurteilen, wurden zwei statistische Verfahren angewandt:

- Lineare gemischte Modelle (*Linear mixed model*, LMM): Um die Auswirkungen der experimentellen Faktoren auf die objektiven Parameter der Fahrzeugkontrolle und Aufmerksamkeitsallokation zu bewerten, wurden lineare gemischte Modelle verwendet. Im Gegensatz zu Varianzanalysen (*Analysis of Variance*, ANOVA, siehe unten), können LMMs angemessen mit zu erwartenden fehlenden Daten (durch zufällige Schwankungen

der Verkehrsbedingungen, Datenaufzeichnungsfehler, etc.) umgehen. „Automatisierungsgrad“, „Geschwindigkeit“, „ACC-Erfahrung“ und „Alter“ wurden als feste Effekte in die Modelle aufgenommen. Geschwindigkeit wurde auf vier Faktorstufen evaluiert: „stehender Verkehr“: 0-10 km/h; „gestauter Verkehr“: 10-60 km/h; „Übergang zwischen fließendem und gestautem Verkehr“: 60-100 km/h und „fließender Verkehr“: > 100km/h). Zusätzlich zu den Haupteffekten wurden Zweifachinteraktionen zwischen den Faktoren betrachtet. Interaktionseffekte höherer Ordnung wurden nicht erwartet und folglich nicht in die Modelle aufgenommen.

- Varianzanalyse (ANOVA) mit wiederholten Messungen: Um die Auswirkungen der experimentellen Faktoren auf die subjektiven Urteile (wahrgenommene Anstrengung und Sicherheit) zu beurteilen, wurden mehrfaktorielle ANOVAs mit Messwiederholung angewandt.

## 3 Ergebnisse

### 3.1 Geschwindigkeit

Zusammengenommen wurden ca. 45 Stunden Fahrzeit aufgenommen und analysiert (Baseline: 14.93 h, ACC: 15.00 h, ACC+SA: 15.83 h). Ca. 38% der Fahrzeit befanden sich die Probanden entweder im gestauten (10-60 km/h) oder im stehenden Verkehr (0-10 km/h). Der Rest der Fahrzeit (ca. 62%) wurde im Übergang zwischen gestautem und fließendem Verkehr (60-100 km/h) oder im fließenden Verkehr (> 100 km/h) verbracht. Die Häufigkeit der Beobachtungen innerhalb dieser definierten Geschwindigkeitsbereiche unterscheidet sich nicht zwischen den Automatisierungsgraden ( $\chi^2 = 0.69$ ,  $df = 6$ ,  $p = .995$ ).

### 3.2 Verzögerung / Beschleunigung

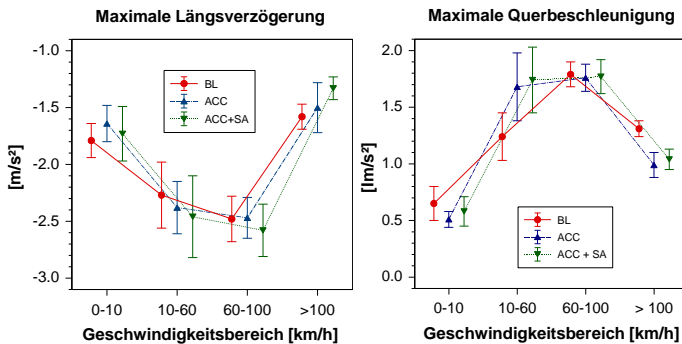


Abbildung 2: Maximale Längsverzögerung (links) und Querbewegung (rechts); Mittelwert und Standardfehler.

Ein Brems- oder Gaspedaleingriff durch den Versuchsleiter war in keiner der durchgeführten Fahrten notwendig. Abbildung 2 stellt die mittlere maximale Längsverzögerung (links) und die mittlere maximale Querbeschleunigung (rechts) dar. Wie aus der Abbildung hervorgeht, hängen diese hauptsächlich von der Geschwindigkeit ab. Ein LMM bestätigt, dass sowohl maximale Längsverzögerung als auch maximale Querbeschleunigung stark von der Geschwindigkeit beeinflusst werden (Haupteffekt „Geschwindigkeit“, jeweils  $p < .001$ ), während der Grad der Automatisierung keinen signifikanten Einfluss auf diese Variablen hat (jeweils  $p > .05$ ). Somit wird weder ein negativer noch ein positiver Einfluss von ACC und ACC+SA auf die Qualität der Quer- und Längsführung gefunden. Darüber hinaus wird ebenfalls kein statistisch signifikanter Einfluss des Alters (Haupteffekt „Alter“, jeweils  $p > .05$ ) oder vorheriger Erfahrung mit ACC (Haupteffekt „ACC Erfahrung“, jeweils  $p > .05$ ) deutlich.

### 3.3 Aufgabenbearbeitung

Die Aufgabenbearbeitung hängt ebenfalls stark von der Geschwindigkeit ab (Haupteffekt „Geschwindigkeit“,  $p < .001$ , siehe Abbildung 3). In niedrigen Geschwindigkeitsbereichen werden im Vergleich zum Fahren mit höherer Geschwindigkeit deutlich mehr Interaktionen mit der Smartphonedauer beobachtet (0-10 km/h:  $M = 5.19$ ,  $SD = 5.30$ ; 10-60 km/h:  $M = 3.30$ ,  $SD = 4.96$ ; 60-100 km/h:  $M = 3.06$ ,  $SD = 3.42$ ; > 100 km/h:  $M = 1.39$ ,  $SD = 2.46$ ).

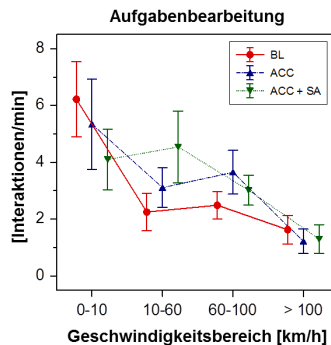


Abbildung 3: Aufgabenbearbeitung; Mittelwert und Standardfehler.

Wie aus Abbildung 4 (links) ersichtlich, ist die vermehrte Aufgabenbearbeitung bei geringer im Vergleich zu höherer Geschwindigkeit vor allem auf die Probanden mit ACC-Erfahrung zurückzuführen (Interaktionseffekt „Geschwindigkeit\*ACC-Erfahrung“,  $p = .001$ ). Neben der Geschwindigkeit hängt die Aufgabenbearbeitung weiterhin vom Alter und der ACC-Erfahrung ab. Jüngere Probanden ( $< 50$  Jahre:  $M = 3.72$ ,  $SD = 4.85$ ) führen mehr Interaktionen pro Minute aus als ältere Probanden ( $> 50$  Jahre:  $M = 2.41$ ,  $SD = 3.69$ ), unabhängig vom Automatisierungsgrad (Haupteffekt „Alter“,  $p = .001$ ). Bei Teilnehmern

mit ACC-Erfahrung werden ebenfalls mehr Interaktionen mit der Aufgabe beobachtet ( $M = 4.63$ ,  $SD = 5.65$ ) als bei Probanden ohne vorherige ACC-Erfahrung ( $M = 2.15$ ,  $SD = 3.01$ ,  $p < .001$ ). Nur Teilnehmer mit vorheriger ACC-Erfahrung zeigen ein erhöhtes Maß an Aufgabenbearbeitung in assistierten gegenüber nicht-assistierten Fahrten (Baseline:  $M = 3.52$ ,  $SD = 4.52$ ; ACC:  $M = 4.78$ ,  $SD = 5.77$ ; ACC+SA:  $M = 5.48$ ,  $SD = 6.35$ ,  $p = .009$ ; siehe Abbildung 4, rechts). Die zusätzliche Lenkunterstützung (ACC+SA) führt hierbei jedoch nicht zu einer weiteren Zunahme der Aufgabenbearbeitung im Vergleich zum Fahren mit ACC.

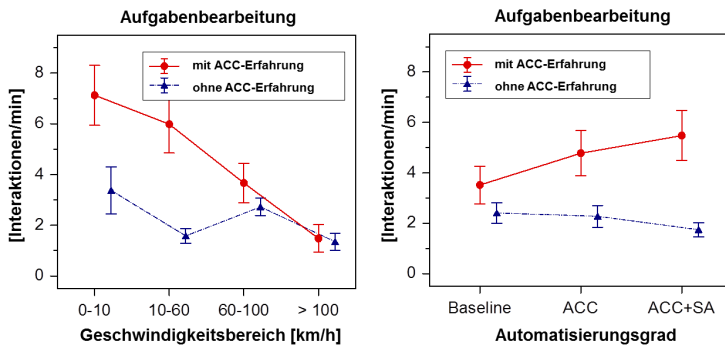


Abbildung 4: Aufgabenbearbeitung nach Geschwindigkeit und ACC-Erfahrung (links), sowie nach ACC-Erfahrung und Automatisierungsgrad (rechts); Mittelwert und Standardfehler.

### 3.4 Subjektive Maße

Abbildung 5 (links) zeigt die mittleren Bewertungen der wahrgenommenen Beanspruchung durch das Bearbeiten der Smartphoneaufgabe während der Fahrt. Wie aus der Abbildung ersichtlich, wird die Aufgabenbearbeitung während Fahrten mit ACC und ACC+SA gegenüber Baseline-Fahrten als weniger beanspruchend bewertet (Haupteffekt „Automatisierungsgrad“,  $p = .001$ ). Trotz dieses Unterschieds liegen die Beanspruchungsurteile generell in einem niedrigen Bereich der Ratingskala (Baseline:  $M = 65.99$ ,  $SE = 8.10$ ; ACC:  $M = 42.25$ ,  $SE = 5.23$ ; ACC+SA:  $M = 51.71$ ,  $SE = 7.33$ ). Ein Einfluss der ACC-Erfahrung oder des Alters finden sich nicht (beide  $p > .05$ ).

Wie aus Abbildung 5 (rechts) deutlich wird, berichten die Fahrer unabhängig vom Automatisierungsgrad ein hohes Maß an Fahrsicherheit ( $M = 11.83$ ,  $SE = 0.31$ ). Allerdings unterscheiden sich die Sicherheitsbewertungen zwischen den Altersgruppen, wenn der Automatisierungsgrad berücksichtigt wird (Interaktion „Automatisierungsgrad\*Alter“,  $p = .023$ ): Jüngere Fahrer berichten tendenziell von einer niedrigeren Fahrsicherheit mit ACC+SA als ältere Fahrer ( $t = -1.71$ ,  $df = 30$ ,  $p = .097$ ). Während Fahrten ohne Assistenz ( $t = -1.52$ ,  $df = 30$ ,  $p = .139$ ) und Fahrten mit ACC ( $t = 0.35$ ,  $df = 30$ ,  $p = .729$ )



unterscheiden sich die Urteile zwischen den Altersgruppen nicht. ACC-Erfahrung hat keinerlei Einfluss auf die Sicherheitsurteile ( $p > .05$ ).

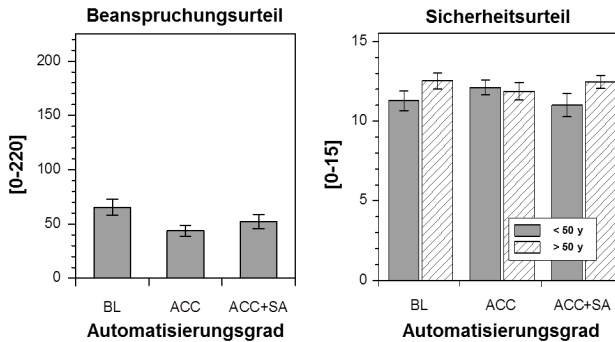


Abbildung 5: Einschätzung der Beanspruchung (links) und Fahrsicherheit (rechts); Mittelwert und Standardfehler.

## 4 Zusammenfassung

Die Studienergebnisse lassen sich wie folgt zusammenfassen: Die Probanden berichteten von einer hohen Fahrsicherheit und die Versuchsleiter mussten zu keiner Zeit kontrollierend in die Fahrzeugführung eingreifen. Subjektive und objektive Fahrsicherheit wurden durch den Grad der Fahrzeugautomatisierung weder positiv noch negativ beeinflusst. Probanden, die bereits mit ACC vertraut waren, erhöhten die Häufigkeit der Interaktionen mit der Smartphoneaufgabe in beiden assistierten Bedingungen (ACC und ACC+SA). Eine stärkere Aufgabebearbeitung durch die zusätzliche Übernahme der Querführung (ACC+SA) gegenüber der reinen Längsunterstützung (ACC) fand sich allerdings nicht. Unabhängig von der ACC-Erfahrung wurde die Durchführung der Nebenaufgabe in assistierten Fahrten als weniger beanspruchend beurteilt. In allen Bedingungen der Fahrzeugautomatisierung hing die Häufigkeit der Interaktionen mit der Nebenaufgabe vorwiegend vom Verkehrszustand ab: Während bei niedriger Geschwindigkeit oder Stillstand des Fahrzeugs häufige Interaktionen mit der Smartphoneaufgabe stattfanden, nahm deren Häufigkeit mit zunehmender Fahrtgeschwindigkeit ab.

Die Ergebnisse des Feldexperiments bestätigen und erweitern vorliegende Befunde zum Zusammenhang von Fahrzeugautomatisierung und fahrfremden Tätigkeiten, die bisher in stark kontrollierten Versuchsumgebungen (Fahrsimulatoren, Teststrecken) entstanden sind. Zwar zeigte sich eine vermehrte Zuwendung zu fahrfremden Tätigkeiten durch Fahrzeugautomatisierung (bei ACC und ACC+SA), trotzdem passten die Fahrer ihre Entscheidungen, wann sie die Nebenaufgabe bearbeiten, wie auch beim manuellen Fahren

an den Verkehrszustand an. Dieses situationsadaptive Verhalten kann erklären, warum keine Minderung von objektiver oder subjektiver Sicherheit aufgrund der verstärkten Aufgabenbearbeitung gefunden wurde.

## Literatur

- [1] Naujoks, F., Mai, C. & Neukum, A. (2014). The effect of urgency of take-over requests during highly automated driving under distraction conditions. In T. Ahram, W. Karowski & T. Marek (Eds.), *Proceedings of the 5th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics AHFE 2014* (pp. 2099-2106). Krakau: AHFE Conference.
- [2] de Winter, J., Happee, R., Martens, M.H. & Stanton, N.A. (2014). Effects of adaptive cruise control and highly automated driving on workload and situation awareness: A review of the empirical evidence. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 27B, 196-217.
- [3] Jamson, A.H., Merat, N., Carsten, O.M. & Lai, F.C. (2013). Behavioural changes in drivers experiencing highly-automated vehicle control in varying traffic conditions. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 30, 116-125.
- [4] Rudin-Brown, C.M. & Noy, I. (2002). Investigation of behavioral adaptation to lane departure warnings. *Transportation Research Record*, 1803(1), 30-37.
- [5] Rudin-Brown, C.M. & Parker, H.A. (2004). Behavioural adaptation to adaptive cruise control (ACC): implications for preventive strategies. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 7(2), 59-76
- [6] Naujoks, F. & Totzke, I. (2014). Behavioral adaptation caused by predictive warning systems—The case of congestion tail warnings. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 26, 49-61.
- [7] Gasser, T., Arzt, C., Ayoubi, M., Bartels, A., Buerkle, L., Eier, J. et al. (2012). *Rechtsfolgen zunehmender Fahrzeugautomatisierung (Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Reihe F84)*. Bremerhaven: Wirtschaftsverlag NW.
- [8] NHTSA. (2012). Visual-manual NHTSA driver distraction guidelines for in-vehicle electronic devices. *Notice in the Federal Register*, 77.
- [9] Schömig, N., Schoch, S., Neukum, N., Schumacher, M. & Wandtner, B. (2015). *Simulatorstudien zur Ablenkungswirkung fahrfremder Tätigkeiten* (Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Reihe Mensch und Sicherheit, Heft M253). Bremen: Carl Schünemann Verlag.
- [10] Straßenverkehrs-Ordnung der Bundesrepublik Deutschland vom 30. Oktober 2014, § 23 1a (2014).
- [11] Eilers, K., Nachreiner, F. & Hänecke, K. (1986). Entwicklung und Überprüfung einer Skala zur Erfassung subjektiv erlebter Anstrengung. *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft*, 4, 214-224.

## Wirksamkeit von Ausweichempfehlungen in Kombination mit Teilbremsung beim Notausweichen

Markus Sieber<sup>1</sup>, Marc Schneider<sup>2</sup>, Andreas Siegel<sup>3</sup>,  
Karl-Heinz Siedersberger<sup>4</sup>, Berthold Färber<sup>5</sup>

**Zusammenfassung:** Rechtzeitige und adäquate Lenkreaktionen haben das Potenzial, eine Vielzahl von Unfällen im Straßenverkehr zu verhindern. So könnten beispielsweise Fahrerassistenzsysteme im Bereich der aktiven Sicherheit mittels Ausweichempfehlungen dazu beitragen, die Sicherheit zu erhöhen. In vier Szenarien wurde auf einer Teststrecke die Wirksamkeit eines Lenkradmoments bzw. einer einseitigen Bremsung als Ausweichempfehlung in Kombination mit einer Teilverzögerung beim Notausweichen mit geringem Querversatz getestet. Die Ergebnisse zeigen, dass die Ausweichempfehlungen in den untersuchten Szenarien zwar keinen signifikanten Vorteil bieten, aber tendenziell einen positiven Einfluss ausüben. Bei belegtem Gegenfahstreifen oder einer unberechtigten Systemauslösung erweisen sich die getesteten Systemeingriffe weitgehend als beherrschbar.

**Schlüsselwörter:** Aktive Sicherheit, Ausweichempfehlung, Fahrerassistenz

### 1 Einleitung

Um der „Vision Zero“ [1], dem Ziel einer Reduktion der Verkehrstotenzahlen auf Null, nahe kommen zu können, sind Konzepte der aktiven Sicherheit erforderlich, die Unfälle nicht nur in ihren Folgen abzumildern suchen, sondern ihr Zustandekommen vollständig verhindern. Dabei spielen Fahrerassistenzsysteme eine Schlüsselrolle. Sie können den Fahrer in seiner Fahraufgabe unterstützen und helfen, Fehlverhalten zu vermeiden, das beispielsweise im Jahre 2010 auf deutschen Straßen bei mehr als 80% der Unfälle als Ursache identifiziert wurde [2].

Fahrerassistenzsysteme können dabei beide Strategien der Kollisionsvermeidung – Bremsen und Lenken – unterstützen. Im Fall der Längsführung reicht dies in der Praxis (z.B. Audi Pre Sense Front) bereits von einer Handlungsempfehlung an den Fahrer, über

---

<sup>1</sup> Markus Sieber ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Arbeitswissenschaft der Universität der Bundeswehr München, Werner-Heisenberg-Weg 39, 85577 Neubiberg (e-mail: markus.sieber@unibw.de).

<sup>2</sup> Marc Schneider ist technischer Angestellter am Institut für Arbeitswissenschaft der Universität der Bundeswehr München, Werner-Heisenberg-Weg 39, 85577 Neubiberg (e-mail: marc.schneider@unibw.de).

<sup>3</sup> Andreas Siegel ist Mitarbeiter der Audi Electronics Venture GmbH, 85080 Gaimersheim (e-mail: andreas.siegel@audi.de).

<sup>4</sup> Dr. Karl-Heinz Siedersberger ist Mitarbeiter der AUDI AG, 85045 Ingolstadt (e-mail: karl-heinz.siedersberger@audi.de).

<sup>5</sup> Prof. Dr. Berthold Färber ist Leiter des Instituts für Arbeitswissenschaft der Universität der Bundeswehr München, Werner-Heisenberg-Weg 39, 85577 Neubiberg (e-mail: berthold.farber@unibw.de).

Bremsverstärkung bei fahrerinitiiertter Bremsung, bis hin zur fahrzeuginitiierten Bremsung zur Mitigation (oder gar vollständigen Vermeidung) einer Kollision im Falle einer ausbleibenden oder unzureichenden Fahrerreaktion. Die assistierte Querführung zur Kollisionsvermeidung ist hingegen nach Forschung von über einem Jahrzehnt (siehe z.B. [3]) bisher nur bei Audi in Serie im öffentlichen Straßenverkehr in Anwendung: So hilft Audi Pre Sense Front dem Fahrer durch unterstützende Lenkmomente, auf einem passenden Pfad am Hindernis vorbeizusteuern. Hierbei muss der Fahrer das Ausweichmanöver zuvor allerdings aus eigenem Antrieb initiieren.

Nicht zuletzt aufgrund hoher Anforderungen, die ein automatisches Ausweichen an die Fahrzeugsensorik und Umfeldwahrnehmung stellt, und der damit einhergehenden Unsicherheit, kommt dem Aspekt der Kontrollierbarkeit [4] von fahrzeuginitiierten Eingriffen durch den Fahrer besondere Bedeutung zu. Dabei erweist sich die Gestaltung eines einerseits im Nutzenfall effektiven und gleichzeitig im Fehlerfall für den Fahrer beherrschbaren Systemeingriffs als nicht trivial (siehe z.B. [5]). Es erscheint als zwischengelagerte Evolutionsstufe daher sinnvoll, anstelle vollständig automatisch durchgeführter Ausweichmanöver zunächst nur Warn- und Handlungshinweise an den Fahrer zu übermitteln, der das vorgeschlagene Manöver daraufhin selbstständig einleiten muss. In [6] werden verschiedene Studien zum Ausweichen und Bremsen analysiert, in denen unter anderem festgestellt wurde, dass Fahrer häufig nur mit Bremsen reagieren, auch dann, wenn in der betreffenden Situation ein Ausweichmanöver vorzuziehen wäre. Darüber hinaus wurde festgestellt, dass eine Verringerung der Fahrerreaktionszeiten um etwa ein Viertel bereits eine starke Steigerung der Erfolgsquote von Ausweichmanövern mit sich brächte. Diese Befunde unterstreichen das Potential einer wirksamen Ausweichempfehlung.

## 2 Hintergrund und Forschungsfrage

In Bezug auf die Mensch-Maschine-Interaktion eignen sich zur Übermittlung der Handlungsempfehlung manche Sinnesmodalitäten besser als andere. Während es schwer fällt, durch akustische Reize eine zielgerichtete Lenkreaktion hervorzurufen, werden unter anderem Anzeigen zur Übermittlung einer Ausweichempfehlung herangezogen (z.B. [7]), da sie in kurzer Zeit relativ komplexe Information übermitteln können. Visuelle Reize werden allerdings z.B. von Fahrern, deren Blick vom Anzeigeort abgewendet ist, nur selten bemerkt. Jedoch gerade für visuell abgelenkte Fahrer, erscheint eine Kollisionswarnung und Ausweichempfehlung relevant.

Hier könnten haptische Reize helfen, die einerseits unabhängig von der Blickrichtung des Fahrers wahrgenommen werden können, und andererseits durch ein Einleiten der erwünschten Fahrer- und Fahrzeugreaktion die Umsetzung der Handlungsempfehlung noch stärker beschleunigen können. Von besonderem Interesse erscheint dabei die Kombination mit einer Teilbremsung. Eine Teilbremsung wird als sinnvolle Ergänzung zur Ausweichempfehlung betrachtet, da sie zum Ersten die etwaige Unfallschwere reduziert falls ein Ausweichmanöver ausbleibt oder erfolglos ist, zum Zweiten den Zeitraum vergrößert, der dem Fahrer zur Reaktion zur Verfügung steht, zum Dritten die

Reifenaufstandskräfte der Vorderräder erhöht und so dynamischere Lenkmanöver erlaubt, und zum Vierten dazu beiträgt, die Aufmerksamkeit des Fahrers auf das Verkehrsgeschehen zu lenken.

Eine haptische Ausweichempfehlung mittels eines gerichteten Lenkmoments wurde zum Beispiel in [8] in einem statischen Simulator untersucht und für wirksam befunden. Der Einfluss der Fahrdynamik auf das Fahrererleben und -verhalten könnte jedoch bei einer Realfahrt zu anderen Ergebnissen führen. Es erscheint daher geboten, den Einfluss eines gerichteten Lenkradmoments als Ausweichempfehlung im Rahmen einer Realfahrt zu untersuchen. Manche Studien (z.B. [9]) berichten den Befund, dass ein systeminitiiertes Lenkradmoment zu einer Festhalte- oder sogar Gegenlenkreaktion der Fahrer führen kann – insbesondere bei gleichzeitiger Bremsung, wenn sich der Fahrer gegen das Trägheitsmoment nach vorne am Lenkrad „abstützt“. Ein weiterer interessanter Untersuchungsgegenstand sind deshalb Ausweichempfehlungen, die über andere Aktoren als das Lenkrad vermittelt werden – beispielsweise über eine einseitige Bremsung. Bei solchen Untersuchungen sollte jedoch nicht allein der Wirksamkeit derartiger Systemeingriffe betrachtet werden, sondern auch ihre Kontrollierbarkeit sowohl im Nutzen-, als auch im Fehlerfall. In Fahrstudien wurden 4 Szenarien getestet, bei denen unter anderem ein Lenkradmoment und eine einseitige Bremsung als Ausweichempfehlungen beim Notausweichen mit geringem Querversatz zur Anwendung kamen. Die Ausweichempfehlungen wurden dabei von einer automatischen Teilverzögerung begleitet.

## 3 Methode

### 3.1 Versuchsgelände, -fahrzeug und -technik

Die Fahrversuche fanden auf dem Testgelände der Universität der Bundeswehr München statt. Als Versuchsfahrzeug diente ein Audi A7 Sportback mit Automatikschaltgetriebe. Die Positionsbestimmung erfolgte mittels einer hochpräzisen Inertialmesseinheit (inertial measurement unit, IMU) in Kombination mit GPS mit Korrekturdaten. Eine nach vorne gerichtete Kamera filmte die Szenerie vor dem Fahrzeug. Zwei weitere Kameras filmten Fahrerportrait und -fußraum und zeichneten die nicht an Fahrzeugdaten ablesbaren Fahrerreaktionen (z.B. Mimik, Bereitschaftshaltung) auf. IMU-Daten wurden mit 100Hz, Fahrzeugdaten mit 50Hz und Kamerabilder mit 25fps erfasst.

Bei jedem Versuch führten die Probanden zunächst eine Reihe einfacher Manöver (vorsichtiges und starkes Beschleunigen, sanftes und heftiges Abbremsen, Geschwindigkeit halten, Wenden, Kurvenfahrten, Fahrten durch eng abgesteckte Tore aus Verkehrsleitkegeln) gegebenenfalls mehrfach aus, bis sie mit dem Beschleunigungs-, Brems- und Lenkverhalten, sowie die Abmessungen des Fahrzeugs vertraut waren.

Zur Darstellung eines plötzlich auftretenden Hindernisses in den Notausweichszenarien wurde CAPLOS (Compressed Air Powered Lateral Obstacle Simulator) verwendet, um ein plötzlich ausparkendes Fahrzeug zu simulieren. Dabei handelt es sich um eine Vorrichtung, die auf ein Funksignal hin über eine pneumatisch angetriebene Schubstange eine Hindernisattrappe seitlich in die Fahrbahn einbringt. Die Attrappe war der

Seitenansicht eines Audi A4 nachempfunden und aufgrund seiner Bauart (Schaumstoff und Styropor mit Fotofolie beklebt, Wegklappmechanismus für den Fall eines Aufpralls) im vorderen Teil auf einer Länge von einem Meter gefahrlos crashbar. Am mechanischen Aufbau von CAPLOS sind Verfahrweg und Geschwindigkeitsprofil fest einstellbar, wodurch eine zeitlich und örtlich reliable Positionierung der Attrappe auf der Fahrbahn ermöglicht wurde.



Abbildung 1: CAPLOS im ein- (links) und ausgefahrenen Zustand (rechts) bei Annäherung (aus Szenario B)

### 3.2 Versuchsszenarien

#### 3.2.1 Szenario A mit freiem und belegtem Gegenfahrstreifen

Szenario A stellte einen potenziellen Nutzenfall für eine Ausweichempfehlung dar. Untersucht wurden Wirksamkeit und Beherrschbarkeit von Ausweichempfehlungen beim Notausweichen mit geringem Querversatz mit nicht abgelenkten Fahrern.

Die Probanden waren instruiert, eine Geschwindigkeit von 50km/h (ohne Verwendung eines Tempomats) zu halten und möglichst in der Mitte ihres Fahrstreifens zu fahren. Sie fuhren entlang einer geraden, landstraßenähnlichen Strecke (je ein Fahrstreifen pro Fahrtrichtung von 3,5m Breite). Über die bekannte Position von CAPLOS (hinter einem quer zur Fahrbahn parkenden Fahrzeug verborgen), die aktuelle Position des Fahrzeugs sowie seine aktuelle Geschwindigkeit wurde laufend die Time-To-Collision (TTC) des Versuchsfahrzeugs zur Zielposition von CAPLOS ermittelt und das Ausfahren der Attrappe per Funksignal so angefordert, dass sie bei einer TTC von 1,2s die Fahrbahngrenze überrollte. In ihrer Endposition blockierte die Attrappe den Fahrstreifen der Probanden auf einer Breite von 1m. Der Gegenfahrstreifen war dabei entweder frei, oder belegt. In letzterem Fall befanden sich 0,5m hinter der Fahrbahnmittenmarkierung (aus Sicherheitsgründen aus Styropor gefertigte) Warnbaken, die eine Ansammlung massiv wirkender Blöcke (aus Sicherheitsgründen Schaumstoffquader) auf dem Gegenfahrstreifen umgrenzten. Vergleiche Abbildung 2.

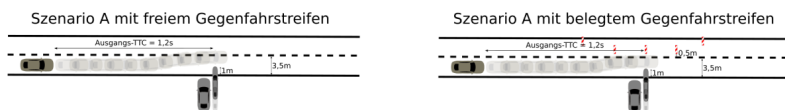


Abbildung 2: Versuchsanordnung für Szenario A mit freiem (links) und belegtem (rechts) Gegenfahrstreifen

Probanden der Kontrollgruppe mussten die Situation ohne Systemunterstützung bewältigen. Bei Probanden der Experimentalgruppen wurde zeitgleich mit dem Eindringen des Hindernisses in die Fahrbahn ein Systemeingriff angefordert. Dieser bestand aus einer automatischen Teilverzögerung (mit  $3\text{m/s}^2$ ), einer visuellen Anzeige, die zentral vor dem Fahrer in die Windschutzscheibe eingeblendet wurde, sowie einer 0,6s dauernden haptischen Lenkempfehlung, die entweder über ein nach links gerichtetes Drehmoment am Lenkrad (ca.  $3\text{Nm}$ ), oder ein verstärktes Verzögern der linken Fahrzeugseite (einseitige Bremsung, resultierend in einer Gierrate von etwa  $5^\circ/\text{s}$ ) vermittelt wurde.

Jeder Proband erlebte das Szenario einmal mit freiem und einmal mit belegtem Gegenfahrstreifen. Eine Coverstory garantierte, dass die Probanden unvorbereitet mit dem Notausweichszenario konfrontiert werden konnten. Den Probanden wurde zunächst vorgetäuscht, dass Messfahrten durchgeführt würden, um abzuschätzen, ob die Spurhaltegüte (wobei der Fahrer sich visuell an der Fahrbahnmittenmarkierung orientieren und gleichzeitig möglichst genau eine Geschwindigkeit von  $50\text{km/h}$  halten sollte) mit einem linksgelenkten Fahrzeug zwischen Fahrten im Rechts- und Fahrten im Linksverkehr unterschiedlich sei. Die erste Begegnung mit CAPLOS wurde den Probanden als Fehler eines Versuchsleiterkollegen erklärt, der gerade an der Maschine arbeite und sie versehentlich in Betrieb genommen habe. Dieser entschuldigte sich bei den Probanden und bat sie, einen Fragebogen für ihn auszufüllen, um so aus dem Missgeschick noch einen Vorteil zu ziehen. Die Probanden führten im Anschluss einige Fahrten zur Coverstory im Rechts- und im Linksverkehr durch, ehe sie mit Szenario A, diesmal mit geändertem Belegungszustand des Gegenfahrstreifens, ein zweites Mal konfrontiert wurden.

50 Männer und 10 Frauen im Alter von 21 bis 76 Jahren ( $M=30,4$ ;  $SD=11,2$ ), mit einer Fahrleistung von 3.000 bis 67.000 Kilometern ( $M=22.500$ ;  $SD=11.200$ ) in den vorangegangenen 12 Monaten, nahmen an der Studie teil. Die einzelnen Versuchsgruppen wurden einander bezüglich ihrer Alters- und Fahrleistungsverteilung angeglichen. Die Reihenfolge der Belegung des Gegenfahrstreifens (frei vs. belegt) wurde systematisch ausbalanciert.

### 3.2.2 Szenario B

Szenario B stellt einen weiteren potenziellen Nutzenfall für eine Ausweichempfehlung dar. Untersucht wurde die Wirksamkeit einer Ausweichempfehlung beim Notausweichen mit geringem Querversatz mit seitlicher Blickabwendung des Fahrers bei Eintreten der kritischen Situation.

Die Probanden waren instruiert, eine Geschwindigkeit von  $50\text{km/h}$  (ohne Verwendung eines Tempomats) zu halten. Sie fuhren entlang einer kurvigen Strecke mit je einem Fahrstreifen pro Fahrtrichtung von 3,1m Breite. Dabei waren sie instruiert, kleinbedruckte Schilder am linken Fahrbahnrand laut und deutlich im Vorbeifahren vorzulesen, was in der Regel eine temporäre Blickabwendung von bis zu  $90^\circ$  erforderte. Auf einem geraden Streckenabschnitt stand am rechten Fahrbahnrand hinter einem Sichtschutz das System CAPLOS bereit. Die Anforderung des Hindernisses erfolgte wie unter 3.2.1 beschrieben so, dass die Attrappe bei einer TTC von 1,2s über die Fahrbahngrenze rollte. In ihrer Endposition blockierte sie den Fahrstreifen der Probanden auf einer Breite von 0,6m. Der

Gegenfahrstreifen war dabei frei. Siehe Abbildung 3.

Probanden der Kontrollgruppe mussten die Situation ohne Systemunterstützung bewältigen. Bei Probanden der Experimentalgruppen wurde zeitgleich mit dem Eindringen des Hindernisses in die Fahrbahn ein Systemeingriff angefordert. Dieser bestand bei einem Teil der Probanden aus einem vom Fahrzeug automatisch ausgeführten Ausweichmanöver, bei einem anderen Teil aus der Kombination einer automatischen Teilverzögerung (mit  $3\text{m/s}^2$ ), einer visuellen Anzeige, die zentral vor dem Fahrer in die Windschutzscheibe eingeblendet wurde, sowie einer 0,6s dauernden haptischen Lenkempfehlung in Form eines nach links gerichteten Drehmoments am Lenkrad (ca.  $4\text{Nm}$ ).

Auch hier wurden die Probanden anhand einer Coverstory unvorbereitet mit dem Notausweichszenario konfrontiert. Den Probanden wurde zunächst vorgetäuscht, die Messfahrten fänden zu dem Zweck statt, herauszufinden, aus welcher Entfernung bestimmte Schriftgrößen bei der Vorbeifahrt mit einer bestimmten Geschwindigkeit lesbar seien.

Ausgewertet wurden nur die Fahrten derjenigen Fahrer, deren Blick bei Anforderung des Hindernisses deutlich nach links abgewandt war. Hierbei handelte es sich um insgesamt 45 männliche und 11 weibliche Probanden im Alter von 19 bis 78 Jahren ( $M=27,8$ ;  $SD=12,0$ ) mit einer Fahrleistung in den vergangenen 12 Monaten von 1.000 bis 100.000 Kilometern ( $M=27.710$ ;  $SD=22.774$ ). Die einzelnen Versuchsgruppen wurden einander bezüglich Alter und Fahrleistung angeglichen.

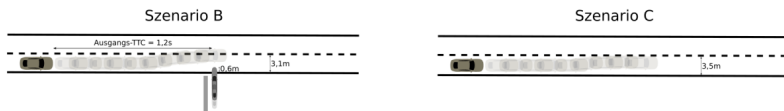


Abbildung 3: Versuchsanordnung für Szenarien B (links) und C (rechts)

### 3.2.3 Szenario C

Szenario C stellte einen Fehlerfall für eine Ausweichempfehlung dar. Untersucht wurde die Kontrollierbarkeit einer Falschauslösung der Ausweichempfehlung auf freier Strecke und mit nicht abgelenktem Fahrer.

Die Versuchsfahrten zu Szenario C schlossen an die beiden Versuchsfahrten von Szenario A an. Abgesehen von der Anweisung, mit  $50\text{km/h}$  (ohne Verwendung eines Tempomaten) zu fahren, hatten die Probanden keine weiteren Instruktionen. Sie fuhren entlang einer geraden, landstraßenähnlichen Strecke (je ein Fahrstreifen je Fahrtrichtung von  $3,5\text{m}$  Breite). Siehe Abbildung 3.

Ohne ersichtlichen Grund wurde auf freier Strecke ein Systemeingriff ausgelöst, der sich aus den in 3.2.1 (Szenario A) beschriebenen Komponenten automatische Teilverzögerung, visuelle Anzeige in der Windschutzscheibe, sowie haptische Lenkempfehlung durch Lenkradmoment oder einseitige Bremsung zusammensetzte.

Die Stichprobe war diejenige aus 3.2.1 (Szenario A).



## 4 Ergebnisse

### 4.1 Berechtigte Auslösung (Szenarien A und B)

Tabelle 1 zeigt die Häufigkeiten des Bemerkens und der von den Probanden angegebenen Interpretation der haptischen Lenkempfehlungen. In Szenario A (berechtigte Auslösung ohne Blickabwendung) wurden die haptischen Ausweichempfehlungen im Erstkontakt von weniger als der Hälfte der Probanden bewusst wahrgenommen. In Szenario B (berechtigte Auslösung mit seitlicher Blickabwendung) wurde die haptische Ausweichempfehlung immerhin in der Mehrheit der Fälle bewusst wahrgenommen. In beiden Szenarien wurden die Lenkempfehlungen von denjenigen Probanden, die sie bewusst wahrnahmen, jedoch sehr häufig als vom Fahrzeug automatisch durchgeführtes Ausweichen interpretiert.

Tabelle 1: Häufigkeiten zu Bemerken und zur Interpretation der haptischen Lenkempfehlung bei Erstkontakt

	Nicht bemerkt	Lenkempfehlung / Lenkhilfe	Automatisches Ausweichen	Sonstige Fehldeutung
Szenario A: Lenkradmoment	13 (54%)	4 (17%)	5 (21%)	2 (8%)
Szenario A: Einseitige Bremsung	18 (75%)	3 (13%)	3 (13%)	0 (0%)
Szenario B: Lenkradmoment	3 (30%)	2 (20%)	5 (50%)	0 (0%)

Abbildung 4 zeigt die von den Probanden in den Szenarien A (bei Erstkontakt) und B abgegebenen Urteile auf der Skala zur Bewertung von Fahr- und Verkehrssituationen (SBFV, [10]). Dort wurde das erlebte Fahrscenario im Median jeweils als „gefährlich“ eingestuft (Szenario A: Md=7, 60% der Urteile „gefährlich“ oder „unkontrollierbar“, Szenario B: Md=8, 82% der Urteile „gefährlich“ oder „unkontrollierbar“). In beiden Experimenten führte die Ausweichempfehlung mit Teilbremsung im Empfinden der Probanden nicht zu einer Entschärfung der Situation.

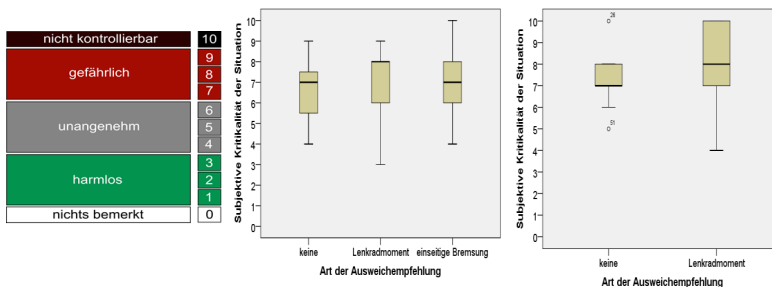


Abbildung 4: SBFV-Skala [10] (links) und -Urteile für Szenario A Erstkontakt (Mitte) & Szenario B (rechts)

In beiden Experimenten zeigte ein sehr hoher Anteil der Fahrer der Kontrollgruppe wenigstens eine minimale Lenkreaktion (und konnte eine Kollision vermeiden). Bei freiem Gegenfahrstreifen in Szenario A und in Szenario B waren es sogar alle Fahrer. Die beobachteten Fahrverläufe mit und ohne Ausweichempfehlung waren kaum zu unterscheiden. In Szenario A waren zwar beispielsweise maximaler Lenkwinkel und minimale Distanz zum Hindernis mit Ausweichempfehlung durchschnittlich leicht höher als in der Kontrollgruppe, der Effekt allerdings nicht statistisch signifikant. In Szenario B wurde ein seitlicher Sicherheitsabstand von 0,5m zum Hindernis (mit und ohne Ausweichempfehlung in jeweils der Hälfte der Fälle hergestellt) durchschnittlich etwa 1,2m früher hergestellt, auch dieser Unterschied wird aber statistisch nicht signifikant. Auf die Stärke der Bremsreaktion (maximale Längsverzögerung) hatte die Ausweichempfehlung mit Teilbremsung in beiden Experimenten keinen Einfluss. Auf eine Belegung des Gegenfahrstreifens reagierten die Fahrer mit und ohne Ausweichempfehlung angemessen. Ihre Lenkreaktionen fielen im Vergleich deutlich schwächer aus. Es kam zu keiner Kollision mit der Baustellenattrappe. Der hergestellte Querversatz war signifikant geringer als bei freiem Gegenfahrstreifen,  $F(1,50)=36,401$ ;  $p<0,001$ . Die maximale Längsverzögerung fiel dafür tendenziell (aber statistisch nicht signifikant) höher aus.

#### 4.2 Falschauslösung (Szenario C)

Auf der Skala zur Störungsbewertung [11] wurden nach dem unberechtigten Systemeingriff beim Lenkradmoment 2 von 28 und bei der einseitigen Bremsung 2 von 26 Urteilen im Bereich „gefährlich“ abgegeben. Der in Abbildung 5 dargestellte resultierende maximale Querversatz nach links von der Ausgangsposition bei Falschauslösung war zwischen Lenkradmoment ( $M=0,24m$ ;  $SD=0,17m$ ) und einseitiger Bremsung ( $M=0,11m$ ;  $SD=0,07m$ ) signifikant unterschiedlich,  $t(1,58)=3,653$ ;  $p=0,001$ . Die unberechtigte Auslösung resultierte in keinem Fall in einem Verlassen des eigenen Fahrstreifens.

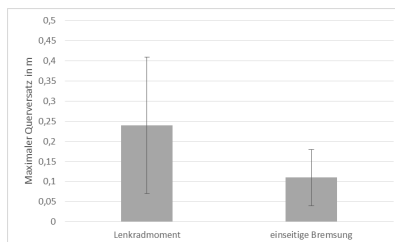


Abbildung 5: In Szenario C hergestellter maximaler Querversatz

Tabelle 2 listet die Häufigkeiten von Bremsreaktionen der Probanden in Szenario C auf. Die Werte zeigen, dass Fahrer als Reaktion auf die Falschauslösung häufig das Bremspedal betätigten und in einzelnen Fällen gar Spitzenverzögerungen von über  $7m/s^2$  (als „starke Bremsung“ gewertet) erzeugten.

Tabelle 2: Häufigkeiten zu Bremsreaktionen bei Falschauslösung (Szenario C)

	Nicht mitgebremst	Mitgebremst	Stark mitgebremst
Lenkradmoment	13 (46%)	12 (43%)	3 (11%)
Einseitige Bremsung	6 (23%)	15 (58%)	5 (19%)

## 5 Diskussion und Ausblick

Die Experimente belegen, dass haptische Lenkempfehlungen wie die hier untersuchten in Kombination mit einer Teilbremsung in Schrecksituationen nicht zuverlässig bewusst wahrgenommen werden. Dies wäre irrelevant, wenn die Ausweichempfehlung sich wirksam zeigt, ohne dass der Fahrer sich dessen bewusst ist. Jedoch wurden die Ausweichempfehlungen, vielleicht aufgrund des geringen benötigten Querversatzes, häufig auch fehlinterpretiert – dahingehend, dass das Fahrzeug das Ausweichmanöver selbstständig ausführe und seitens des Fahrers kein Handlungsbedarf bestehe.

Den haptischen Ausweichempfehlungen in Kombination mit Teilbremsung konnte, obwohl konsistente positive Tendenzen erkennbar waren, in den durchgeführten Experimenten statistisch keine Wirksamkeit belegt werden. Ein Beleg wurde dadurch erschwert, dass im erlebten Szenario auch die Fahrer der Kontrollgruppe ohne Assistenz zuverlässig Lenkbewegungen durchführten. Die im Vergleich zu anderen Studien (siehe z.B. [6]) hohe Lenkhäufigkeit erklärt sich zu einem großen Teil aus dem kleinen benötigten Querversatz und, wie ein Folgeexperiment zeigte (Veröffentlichung in Arbeit), in der schnellen Querbewegung des Zielobjekts. Den größten Beitrag zu den beobachteten positiven Einflüssen der Systemeingriffe lieferte die begleitende Teilbremsung, die beispielsweise bereits bei einem Wirken über 0,9s vor Beginn der Fahrerreaktion die in Szenario B beobachtete örtlich frühere Herstellen des seitlichen Sicherheitsabstandes erklärt. Verlässlicheres und räumlich wie zeitlich signifikant früheres Herstellen des Querabstandes war im untersuchten Szenario nur durch Systemeingriffe zu erreichen, die das Ausweichmanöver vollständig automatisch ausführten (siehe [12]).

Obwohl unklar bleibt, ob Ausweichempfehlungen beim Notausweichen aufgrund der natürlichen Limitationen des Fahrers bei Hindernissen, die sehr plötzlich in geringer zeitlicher Entfernung auftreten, überhaupt wirksam sein können, zeigen die beobachteten Ergebnisse, dass die Systemeingriffe zumindest nicht zum Nachteil reichen – selbst in Situationen, in denen sie gänzlich unangebracht sind (Falschauslösung), oder nicht „blind“ befolgt werden dürfen (wie bei belegtem Gegenfahrstreifen). In letzterem Fall wurde seitens der Fahrer im Vergleich zum freien Gegenfahrstreifen angepasstes Verhalten beobachtet und es wurden keine Sekundärkollisionen registriert. Die Falschauslösung wurde deutlich seltener als die als Kontrollierbarkeitskriterium angesehene Grenze von 15% [13] als „gefährlich“ beurteilt, produzierte keinen objektiv gefährlichen Querversatz und konnte von allen Fahrern in kurzer Zeit ausgeregelt werden. Als potenziell problematisch bei einer unberechtigten Systemauslösung zeigte sich hingegen tendenziell das Längsführungsverhalten der Fahrer, die auf den Eingriff hin teils sehr stark abbremsten und somit möglicherweise nachfolgenden Verkehr unnötig gefährden würden.

Letztere Beobachtung und die eingangs bereits erwähnte These, dass auf das Fahrzeug wirkende Längsverzögerung möglicherweise eine behindernde Wirkung auf eine Lenkreaktion des Fahrers hat, zeigen Forschungsbedarf bezüglich der Interaktion zwischen Teilbremsung und Fahrer auf, um mögliche nachteilige Wirkungen isoliert untersuchen und den vorteilhaften abwägend gegenüber stellen zu können. Weiterer Forschungsbedarf besteht außerdem bezüglich der Wirksamkeit von haptischen Ausweichempfehlungen mit Teilbremsung in anderen Szenarien, beispielsweise bei größerem benötigtem Querversatz oder bei plötzlichen Hindernissen im Längsverkehr, wo die Häufigkeit einer Lenkreaktion unassistierter Fahrer entscheidend geringer scheint und gleichzeitig die Fahrzeugsensorik die Situation zuverlässiger einschätzen kann. Zudem sollte der Einfluss von akustischen Warnsignalen gezielt untersucht werden, die möglicherweise dazu beitragen, dass Fahrer einem Lenkeingriff weniger Widerstand entgegen bringen und stärker mitlenken, vergleiche [12].

## Anmerkung

Dieser Beitrag entstand als Kooperation der Universität der Bundeswehr München und der AUDI AG im Rahmen von UR:BAN (Urbaner Raum: Benutzerergerechte Assistenzsysteme und Netzmanagement). Das UR:BAN-Projekt wird gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages.

## Literatur

- [1] Verkehrsclub Deutschland, *Es ist Zeit für Vision Zero*. [Online]. <http://www.vcd.org/vision-zero.html>, Abruf am 27.04.2015.
- [2] Statistisches Bundesamt (2011). *Unfallentwicklung auf deutschen Straßen 2010*. Wiesbaden: Statistisches Bundesamt, 2011.
- [3] Kirchner, A., Krüger, K., Mildner, F., & Schmidt, R., "Ein fortgeschrittenes Kollisionsvermeidungssystem," *ATZ Automobiltechnische Zeitschrift*, Ausgabe 107(1), S. 60-67, 2005.
- [4] Schwarz, J., „Response 3 – Code of Practice for development, validation and market introduction of advanced driver assistance systems,” *VDI-Berichte*, Ausgabe 1960, S. 465-472, Düsseldorf: VDI-Verlag, 2006.
- [5] Heesen, M. et al., "Interaction design of automatic steering for collision avoidance: challenges and potentials of driver decoupling," *IET Intelligent Transport Systems*, Ausgabe 9(1), S. 95-104, 2015.
- [6] Adams, L.D., "Review of Literature on Obstacle Avoidance Maneuvers: Braking versus Steering," *Report No. UMTRI-94-19*, Ann Arbor, August 1994.
- [7] Weber, D., "Untersuchung des Potenzials einer Brems-Ausweich-Assistenz," *Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik*, Ausgabe 13, Karlsruhe: KIT Scientific Publishing, 2012.

- [8] Kleen, A. & Schmidt, G., „Haptische Ausweichempfehlungen in Kollisionssituationen: Effektivität und Aspekte der Kontrollierbarkeit,“ undatiert. [Online]. <https://www.tu-berlin.de/fileadmin/f25/dokumente/8BWMMS/3.2-Kleen.pdf>, Abruf am 27.04.2015.
- [9] Hesse, T., Schieben, A., Heesen, M., Dziennus, M., Griesche, S. & Köster, F., “Interaction Design for Automation Initiated Steering Manoeuvres for Collision Avoidance,” 6. Tagung Fahrerassistenzsysteme, 2013. [Online]. <http://mediatum.ub.tum.de/doc/1187194/1187194.pdf>, Abruf am 23.04.2015.
- [10] Neukum, A., Lübbecke, T., Krüger, H.-P., Mayser, C. & Steinle, J., „ACC-Stop&Go: Fahrerverhalten an funktionalen Systemgrenzen,“ in: Maurer, M. & Stiller, C. (Hrsg.), 5. Workshop Fahrerassistenzsysteme – FAS 2008, S. 141-150, 2008.
- [11] Neukum, A. & Krüger, H.-P., „Fahrerreaktionen bei Lenksystemstörungen – Untersuchungsmethoden und Bewertungskriterien“, VDI-Berichte, 1791, S. 297-318, 2003.
- [12] Sieber, M., Siedersberger, K.-H., Siegel, A. & Färber, B., „Automatic Emergency Steering with Distracted Drivers: Effects of Intervention Design,“ *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, Las Palmas de Gran Canaria, September 2015. [accepted]
- [13] Neukum, A., Ufer, E., Pauling, J., Krüger, H.-P., “Controllability of superposition steering system failures,” steering.tech, München, März/April 2008.



# Trajektorienplanung: Manöveridentifikation anhand der Topologie des Freiraums

Philipp Bender\* und Christoph Stiller†

## Zusammenfassung:

Im Bereich der Trajektorienplanung sind lokale Optimierungsverfahren bekannt, die unter Ausnutzung der Ableitung einer Zielfunktion sehr schnell zum der Initialisierung nächstgelegenen Minimum konvergieren. Für komplexere Fahrsituationen – wie das Überholen im Gegenverkehr – ist aber nicht ausgeschlossen, dass eine bessere Lösung sehr weit von der Initialisierung entfernt liegt und diese aufgrund der Lokalität nicht gefunden wird. Dieses Problem ist Gegenstand des vorliegenden Beitrags. Wir schlagen ein Verfahren vor, um den Planungsraum so zu segmentieren, dass für jede mögliche Lösungsklasse eine Initialisierung gefunden werden kann. Das Verfahren beruht auf topologischen, graphentheoretischen und geometrischen Grundlagen. Anschließend wird mit jeder dieser Initialisierungen eine lokale, kontinuierliche Optimierung durchgeführt; hierfür gelten die gleichen Konvergenzregeln wie für jedes andere lokale Verfahren. Die so gefundenen Lösungsklassen (wir sagen: *Manövervarianten*) sind intuitiv plausibel und lassen sich sehr leicht im alltäglichen Straßenverkehr wiederfinden.

**Schlüsselwörter:** Trajektorienplanung, Kombinatorik, Manöverplanung

## 1 Einleitung

Im Bereich der Trajektorienplanung für automatische Fahrzeuge sind Verfahren bekannt, die durch Diskretisierung des Planungsraums (deterministisch, z.B. *state lattices* [10] oder randomisiert, z.B. *RRTs* [6]) versuchen, eine bezüglich eines frei wählbaren Gütekriteriums optimale Lösung des Trajektorienplanungsproblems zu finden. Im Falle der erschöpfenden Suche in einem Graphen sind diese Lösungen global optimal, im Falle der RRTs wird durch geeignete Heuristiken versucht, dem globalen Optimum möglichst nahe zu kommen. Im Rahmen der Bertha-Benz-Fahrt wurden die Vorteile eines kontinuierlichen Verfahrens aufgezeigt [9]. Hier wurde das Planungsproblem als Variationsproblem formuliert, dessen Gütekriterium und die einzuhaltenden Nebenbedingungen zweimal stetig differenzierbar sind. Dies erlaubt die Nutzung lokal quadratisch konvergierender Verfahren wie z.B. den LAGRANGE-Multiplikatoren. Neben den Vorteilen darf aber nicht verschwiegen werden, dass immer nur lokale Optima gefunden werden. Bei alltäglichen und einfachen Fahrsituationen reichen diese Lösungen jedoch meist aus und erfüllen die Erwartungen eines Passagiers und anderer Verkehrsteilnehmer. Außerdem sind globale

---

\*Philipp Bender ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Forschungszentrum Informatik, 76131 Karlsruhe (e-mail: pbender@fzi.de).

†Christoph Stiller ist Leiter des Instituts für Mess- und Regelungstechnik am Karlsruher Institut für Technologie (e-mail: stiller@kit.edu).

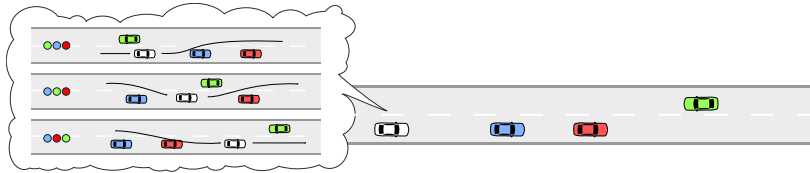


Abbildung 1: Überholen im Gegenverkehr. Für das weiße Fahrzeug ergeben sich drei Handlungsoptionen. Die Punkte zeigen die Reihenfolge an, in denen das weiße Fahrzeug die anderen Fahrzeuge passiert.

Optima nur bezüglich des jeweiligen Gütekriteriums optimal und stimmen nicht notwendigerweise mit der Erwartungshaltung aller Fahrer überein. Darüber hinaus ist die Wahl eines Gütekriteriums immer subjektiv und nicht etwa durch physikalische Gesetzmäßigkeiten beweisbar.

Bei komplexeren Manövern, wie etwa einem Überholvorgang im Gegenverkehr, wie er in Abb. 1 gezeigt ist, ist diese Eigenschaft jedoch unbefriedigend, da intuitiv zu erwarten ist, dass unterschiedliche lokale Optima weit voneinander entfernt liegen können: jede der Varianten ist plausibel, und ein menschlicher Fahrer kann sich für jede Variante eine *beste* Lösung vorstellen. Diese Arbeit verknüpft beide Sichtweisen. Durch geschickte Segmentierung des Planungsraums werden Manöverklassen identifiziert. Innerhalb dieser (abzählbaren) Klassen wird jeweils eine lokale Lösung gefunden. Aus diesen Lösungen wird in einer nachfolgenden Stufe eine Lösung ausgewählt, was jedoch nicht mehr Teil des Verfahrens ist. Schränkt man diesen Algorithmus in einer Vorzugsrichtung ein, wie es im Straßenverkehr der Fall ist, ergeben sich interessante und intuitive Regeln, wie sich die Manöver identifizieren und unterscheiden lassen. Beim vorgeschlagenen Verfahren bleibt Interaktion zwischen den Objekten unberücksichtigt. Unsicherheiten der Wahrnehmung oder Prädiktion werden ebenso nicht behandelt, beide Aspekte müssen zuvor in ein deterministisches Lagebild integriert worden sein.

## 2 Identifikation von Manövervarianten

*Manövervarianten* bezeichnen Mengen zusammengehöriger Trajektorien. Innerhalb der Menge aller Trajektorien gehören diejenigen zur gleichen Manövervariante, die sich kontinuierlich ineinander überführen lassen, ohne ihren Definitionsbereich zu verlassen. Der Definitionsbereich ist in diesem Fall der gesamte Konfigurationsraum abzüglich aller Hindernisse. Im Gegensatz zu den Trajektorien sind die Manövervarianten abzählbar. Abb. 2a verdeutlicht diesen Sachverhalt. Mathematisch betrachtet handelt es sich hier um eine *relative Homotopie*, also eine stetige Deformation zwischen zwei Trajektorien *relativ* zum Startpunkt  $S$  und der Zielmenge  $T$  [1]. Anschaulich entspricht das einer Trajektorienplanung, bei der ein fester Startzustand existiert, und für den Endpunkt ein bestimmter örtlicher Bereich vorgegeben wird.

Die Deformation oder Überführbarkeit ist die zentrale Eigenschaft, die sich jedoch sehr schwer praktisch nutzen lässt. Denn gesucht ist nicht der Beweis, dass eine gegebene Funktion diese Transformation bewirkt, sondern der Beweis *der Existenz* einer solchen





(a) Wird bei den hier eingezeichneten Pfaden der Anfangspunkt  $S$  festgehalten und der Endpunkt ist nur innerhalb der grauen Zone  $T$  verschiebbar, so lässt sich vermuten, dass eine Homotopie existiert, die rot in braun überführt, ohne das Hindernis zu schneiden. Für rot und grün wird solche eine Funktion nicht existieren.

(b) Trajektorienschar, jeweils repräsentiert durch ein quintisches Polynom. Der Ausgangspunkt ist festgehalten, der Endpunkt frei. Eine mögliche Homotopie könnte jetzt die Funktion  $H : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^6$  sein, die die Koeffizienten  $\mathbf{c}$  der Polynome linear ineinander überführt:  $H(\lambda) = \mathbf{c}_0 + \lambda(\mathbf{c}_1 - \mathbf{c}_0)$ .

Abbildung 2

Funktion – die Funktion selbst ist für die Trajektorienplanung nicht weiter von Interesse. Doch selbst unter Kenntnis einer geeigneten Deformationsfunktion und der Annahme, die Forderung der Existenz einer Homotopie ließe sich in eine (Un-)Gleichheitsbedingung fassen: beides wäre hier nutzlos ohne einen Funktionsprototypen der geforderten Klasse.

Um diesem Problem zu entgehen, schlagen wir eine Methode vor, mit der sich topologisch gültige Initialisierungen für jede Variante gewinnen lassen, die als Startpunkt für eine kontinuierliche Optimierung dienen. Topologisch gültig heißt, dass die gewonnenen Initialisierungen sich in unterschiedlichen Homotopieklassen befinden, jedoch keinerlei fahrdynamischen oder kausalen Bedingungen gehorchen. Die Lösung, zu der die Initialisierung konvergiert, muss diesen Bedingungen genügen und sich außerdem in der gleichen Homotopieklasse befinden.

## 2.1 Überblick

Die Methode gliedert sich in folgende Schritte, die in den nachfolgenden Abschnitten behandelt werden. Zuerst wird das verfügbare Planungsvolumen  $\in x \times y \times t$  diskret angenähert (Abschnitt 2.2). Danach werden anhand des Planungsvolumens mit Hilfe der Mittelachsentransformation topologisch gültige Initialisierungen erzeugt (Abschnitt 2.3). Diese Initialisierungen haben jedoch in der  $t$ -Komponente nicht die erforderlichen Eigenschaften. Daher wird die Initialisierung in zwei Schritten optimiert (Abschnitt 2.4): zuerst werden alle drei Komponenten so optimiert, dass die Zeitkomponenten monoton steigen und annähernd äquidistant sind. Danach werden die Zeitkomponenten festgehalten und lediglich  $x$  und  $y$  so optimiert, dass ein für Trajektorien geeignetes Gütekriterium möglichst gut erfüllt wird. Die Optimierungsschritte werden auf jede Manövervariante angewandt, sodass am Ende für jede Variante eine Optimaltrajektorie zur Verfügung steht und zwischen den Varianten gewählt werden kann.

## 2.2 Diskrete Approximation des Planungsvolumens

Zu Beginn nehmen wir eine Start-Ziel-Planung an, halten also sowohl Start- als auch Zielpunkt fest. Wir interpretieren das Planungsproblem als dreidimensionales Problem

im  $x \times y \times t$ -Raum, schränken unseren Zustand also auf zwei örtliche Komponenten ein und suchen eine geeignete Trajektorie. Der *Freiraum* soll der Teil des Planungsvolumens sein, der verbleibt, wenn alle Hindernisse abgezogen wurden. Die Eingabe hierfür ist eine Belegungskarte, welche den Raum diskretisiert und bestimmte Zellen zu bestimmten Zeiten als frei oder belegt angibt.

### 2.3 Identifikation von Manövervarianten: Skelett des Freiraums

Zur Identifikation der Manövervarianten wird die Topologies dieses Freiraums herangezogen. Diese erhalten wir aus der diskreten Mittelachsentransformation. Hierbei wird innerhalb der 26er-Nachbarschaft einer Zelle nach bestimmten Mustern gesucht und eine Zelle so als *entfernbar* oder *nicht entfernbare* klassifiziert. Dieses Vorgehen wird so lange wiederholt, bis keine entfernbaren Zellen mehr gefunden werden [7, 8]. Für diese Art der Mittelachsentransformation wurde gezeigt, dass sie die Topologie des erodierten Volumens und grundlegende geometrische Eigenschaften erhält. Übrig bleiben zusammenhängende Liniensegmente, entlang derer das Planungsvolumen mit jeweils maximaler Distanz zu einer Grenzfläche durchschritten werden kann.

Ein solches Skelett zeigt Abb. 3a. Die magentafarbenen Volumenelemente sind das Ergebnis der Transformation. Sie werden zu einem Graphen vernetzt. Jeder Pfad durch diesen Graphen entspricht einer Manövervariante. Führen wir nun noch einen Start- und einen Zielknoten ein und verbinden diese mit den jeweils nächstgelegenen Knoten des Skeletts, so stellt jeder mögliche Pfad durch diesen Graphen eine Manövervariante dar. Es sollen nur einfache Manöver betrachtet werden (kein alternierendes Überholen beispielsweise), hierzu werden alle Pfade im Graphen gesucht, die *zyklenfrei* sind. Dies wird mit Hilfe des Algorithmus von Bron und Kerbosch erreicht [4].

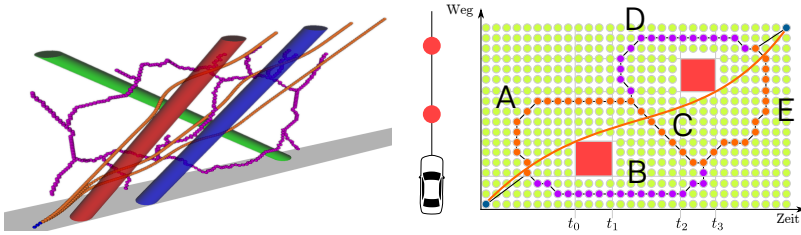
Abb. 3b zeigt dieses Vorgehen anhand einer einfachen Längsplanung, da in diesem Fall eine Dimension verschwindet und das Verfahren besser verständlich wird. In der Szene werden zwei Hindernisse betrachtet, die nur zu bestimmten Zeitpunkten vorhanden sind, aber jeweils am gleichen Ort.

## 2.4 Zweistufige Optimierung

### 2.4.1 Optimierung der Zeitkomponente

Für jede Manövervariante liegt eine Initialisierung vor, also ein Pfad, dessen Punkte in gewünschter Weise um die Hindernisse führen. Leider genügt diese Initialisierung keiner weiteren Bedingung, also fahrdynamischen Bedingungen oder der trivialen Forderung, dass einem nachfolgenden Sample auch immer ein später liegender Zeitpunkt zugeordnet sein muss.

Daher wird in zwei Stufen optimiert. Im ersten Schritt wird dafür gesorgt, dass die Initialisierung in ihrer zeitlichen Koordinate monoton ansteigt und die Schritte möglichst äquidistant sind. Hierfür wird die Summe der euklidischen Distanzen zwischen den einzelnen Punkten minimiert. Die Schwierigkeit liegt an dieser Stelle in der Formulierung einer geeigneten Nebenbedingung, die sicherstellt, dass die Punkte das Planungsvolumen und damit ihre Homotopieklasse nicht verlassen. Denn die Aufgabe lautet *minimiere eine Gütefunktion unter der Nebenbedingung, dass eine Homotopie zwischen der Initialisierung und der Lösung existiert*, was in der Praxis einige Probleme mit sich bringt. Dies lösen wir



(a) Beispiel in 3-D. Zu sehen sind drei Hindernisse (gescherte Zylinder), das Ego-Fahrzeug plant von links unten nach rechts oben (die Zeit steht senkrecht zur Straßenebene). Eingezeichnet sind drei mögliche Lösungen, die den Varianten aus Abb. 1 entsprechen. Die Mittellachsentransformation ist magentafarben dargestellt.

(b) Zuerst wird der Planungsraum diskretisiert, die Hindernisse werden abgezogen, die verbleibenden Punkte werden der Mittellachsentransformation unterzogen, welche die grünen Punkte entfernt. Die übrigen Punkte werden vernetzt, einschließlich der Start- und Endpunkte. Alle einfachen Pfade werden gesucht, beispielhaft ist einer der vier Pfade eingezeichnet (orange). Dieser dient als Initialisierung für die kontinuierliche Optimierung, das Ergebnis ist als durchgezogene Linie dargestellt.

Abbildung 3: Skelett des Freiraums in 2-D und 3-D.

durch eine geeignete Einstellung des Optimierers: die Schrittweite wird auf die minimale Ausdehnung eines Hindernisses begrenzt, sodass diese nicht übersprungen werden können. Folgt die Initialisierung der gewünschten Variante und wird kein Hindernis im Laufe der Optimierung geschnitten, so wird eine Homotopie zwischen beiden Trajektorien bestehen. Das Ergebnis dieses ersten Schrittes erinnert an ein Gummiband, welches zwischen Start und Ziel gespannt ist und an bestimmten Punkten die Hindernisse berührt.

Anhand dieses Ergebnisses kann nun für jede Variante entschieden werden, ob sie durchführbar ist. Hierzu muss lediglich überprüft werden, ob die optimierte Zeitkomponente streng monoton steigend ist.

### 2.4.2 Optimierung der Ortskomponenten

In diesem Schritt wird die nun topologisch und temporär gültige Initialisierung im Sinne einer Trajektorie für ein Fahrzeug optimiert. Die folgende Herleitung des Optimierungsproblems basiert auf der Arbeit von Ziegler *et al.*, wo auch eine Diskussion der einzelnen Terme stattfindet [9]. Im Anschluss daran wird das Problem so umformuliert, dass ein Löser für nicht-lineare Ausgleichsprobleme eingesetzt werden kann.

Eine fahrbare Trajektorie soll das Integral

$$J[\mathbf{x}(t)] = \int_{t_0}^{t_0+T} L(\mathbf{x}, \dot{\mathbf{x}}, \ddot{\mathbf{x}}, \ddot{\mathbf{x}}) dt, \quad (1)$$

minimieren, wobei  $\mathbf{x}(t)$  die Position in kartesischen Koordinaten angibt. Das Funktional

$L$  ist gegeben durch

$$L = w_{\text{offs}} j_{\text{offs}}^2 + w_{\text{vel}} j_{\text{vel}}^2 + w_{\text{acc}} j_{\text{acc}}^2 + w_{\text{jerk}} j_{\text{jerk}}^2. \quad (2)$$

Die einzelnen Summanden verursachen Kosten für Außermittigkeit relativ zum Fahrstreifen, Abweichung von der Wunschgeschwindigkeit und für dynamische Aspekte wie Beschleunigung, Gierrate und Ruck. Der Einfluss der Summanden wird durch die Gewichtungsfaktoren  $w_{\text{offs}}$ ,  $w_{\text{vel}}$ ,  $\dots$  gesteuert.

Die Kosten für die Abweichung von der Mittellinie ergeben sich zu

$$j_{\text{offs}}(\mathbf{x}(t)) = w_{\text{offs}} \left| \frac{1}{2} (d_{\text{left}}(\mathbf{x}(t)) + d_{\text{right}}(\mathbf{x}(t))) \right|^2,$$

wobei  $d_{\text{left}}$  und  $d_{\text{right}}$  vorzeichenbehaftete Abstandsfunktionen von den jeweiligen Fahrstreifenrändern links und rechts darstellen. Die Kosten für die Geschwindigkeitsabweichungen, Beschleunigung und Ruck berechnen sich wie folgt:

$$j_{\text{vel}}(\mathbf{x}(t)) = w_{\text{vel}} |\mathbf{v}_{\text{des}}(\mathbf{x}(t)) - \dot{\mathbf{x}}(t)|^2, \quad (3)$$

$$j_{\text{acc}}(\mathbf{x}(t)) = w_{\text{acc}} |\ddot{\mathbf{x}}(t)|^2, \quad (4)$$

$$j_{\text{jerk}}(\mathbf{x}(t)) = w_{\text{jerk}} |\ddot{\ddot{\mathbf{x}}}(t)|^2. \quad (5)$$

Nicht berücksichtigt wurde bisher, dass die Trajektorie durch einzelne Punkte angenähert wird. Hierdurch lässt sich das Integral durch eine Summe approximieren, die Ableitungen durch finite Differenzen:

$$\dot{\mathbf{x}}(t_i) \approx \dot{\mathbf{x}}_d = \frac{\mathbf{x}_{i+1} - \mathbf{x}_i}{\Delta}, \quad (6a)$$

$$\ddot{\mathbf{x}}(t_i) \approx \ddot{\mathbf{x}}_d = \frac{\mathbf{x}_{i-1} - 2\mathbf{x}_i + \mathbf{x}_{i+1}}{\Delta^2}, \quad (6b)$$

$$\ddot{\ddot{\mathbf{x}}}(t_i) \approx \ddot{\ddot{\mathbf{x}}}_d = \frac{-\mathbf{x}_i + 3\mathbf{x}_{i+1} - 3\mathbf{x}_{i+2} + \mathbf{x}_{i+3}}{\Delta^3}. \quad (6c)$$

Das  $\Delta$  ist hierbei der zeitliche Abstand zweier gesampelter Trajektorienpunkte. Zu beachten ist an dieser Stelle, dass die Trajektorien nicht äquidistant abgetastet werden, sodass im Nenner der Gleichungen jeweils das  $\Delta$  durch das Produkt der tatsächlichen Zeitdifferenzen ersetzt werden muss.

Da alle Beiträge zur Summe im Quadrat stehen, kann Gl. 2 zu

$$\arg \min_{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N} (\mathbf{W}\mathbf{r})^\top \mathbf{r} \quad (7)$$

umgeformt werden. Hierbei ist  $\mathbf{r}$  eine Menge von Residuen und  $\mathbf{W}$  eine Diagonalmatrix mit den entsprechenden Gewichten. Auf diese Weise erhalten wir ein *nichtlineares Least-Squares-Problem*, welches mit Ceres[2] gelöst werden kann. Ceres ist ein eleganter und effizienter Löser für derartige Probleme.

Variante	#Samples	#Param	#Iter	Kosten	Strecke	(t/s)
( <span style="color:blue">●</span> , <span style="color:green">●</span> , <span style="color:red">●</span> )	179	352	522	$1,66 \cdot 10^3$	149	(0,98)
( <span style="color:blue">●</span> , <span style="color:red">●</span> , <span style="color:green">●</span> )	184	362	46	$3,02 \cdot 10^3$	168	(0,10)
( <span style="color:green">●</span> , <span style="color:blue">●</span> , <span style="color:red">●</span> )	189	372	938	$1,41 \cdot 10^3$	110	(1,02)

Tabelle 1: Ergebnis des kontinuierlichen Planers. Nach dem gewählten Kriterium wäre die letzte Zeile die beste Variante. Die Strecke gibt hier den Fortschritt entlang der Straße an, dieser Wert wird jedoch implizit über die Kosten auf der Abweichung von der Wunschgeschwindigkeit berücksichtigt und sollte bei der Auswahl keine Rolle mehr spielen. Sie dient hier lediglich der Orientierung.

Hierbei sind  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$  und  $\mathbf{x}_3$  keine freien Parameter: sie werden festgehalten, um eine Initialdynamik vorzugeben.

Soll die Trajektorie durch  $N$  Punkte angenähert werden, so ergeben sich die Residuen aus:

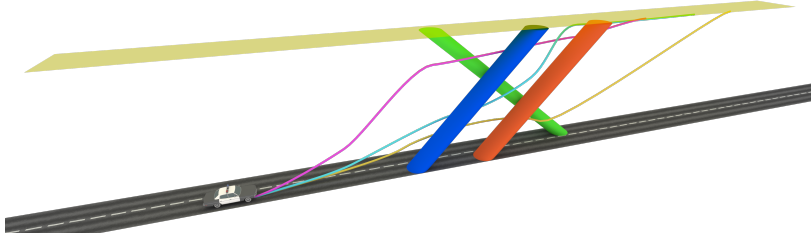
$$\mathbf{r} = \begin{pmatrix} r_{\text{offs},1}, \dots, r_{\text{offs},N}, \\ r_{\text{vel},1}, \dots, r_{\text{vel},N-1}, \\ r_{\text{acc},1}, \dots, r_{\text{acc},N-2}, \\ r_{\text{jerk},1}, \dots, r_{\text{jerk},N-3} \end{pmatrix}^T \quad (8)$$

Ceres erlaubt nur Nebenbedingungen auf den Parametern selbst. Daher müssen die erforderlichen Nebenbedingungen durch weitere Kostenterme angenähert werden. Hierbei wird für jede Ungleichheitsnebenbedingung ein Residuum gebildet, dessen Wert 0 ist, falls die Bedingung erfüllt ist, oder eine langsam ansteigender Wert, der den Grad der Verletzung der Bedingung angibt. Wird dieses Residuum geeignet (stark) gewichtet, kann Ceres sehr gut mit dieser Approximation umgehen (diese Art des Vorgehens ist als *Barrier-Method* bekannt [5]).

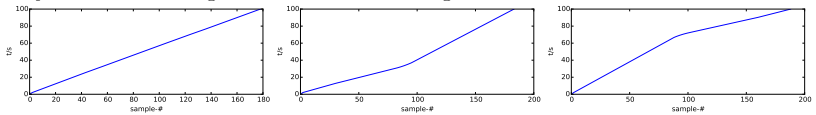
### 3 Experimente

Dieser Beitrag ergänzt die kontinuierliche Trajektorienplanung um einen diskreten Aspekt, der mit Hilfe der Freiraumdiskretisierung und der Mittelachsentransformation gelöst wurde. Der kontinuierliche Teil wird als Least-Squares-Problem ohne Nebenbedingungen formuliert.

Als Szenario wurde wieder der Überholvorgang im Gegenverkehr gewählt, der sich insbesondere dadurch auszeichnet, dass er auch im Alltag oft Gegenstand riskanter Manöver ist und es hier sehr stark vom Fahrer abhängt, wie der Vorgang gestaltet wird. In Tabelle 1 und den Abb. 4 und 5 werden die wichtigsten Ergebnisse zusammengefasst. Die verwendete Notation zur Identifikation von Manövertypen greift dem nächsten Abschnitt vor.

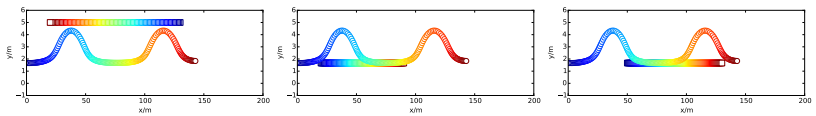


(a) Qualitative Ergebnistrajektorien als Pfad durch das Planungsvolumen. Der letzte Punkt der Trajektorie wird in der gelb schattierten Ebene festgehalten.

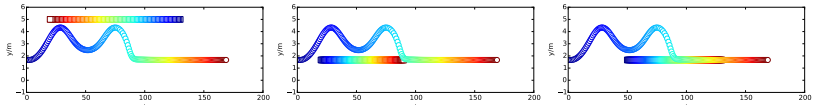


(b) Zeitkomponente der Trajektorien nach der ersten Optimierungsstufe. Auf der Abszisse aufgetragen ist die Nummer des Samples, auf der Ordinate die zugehörige Zeit.

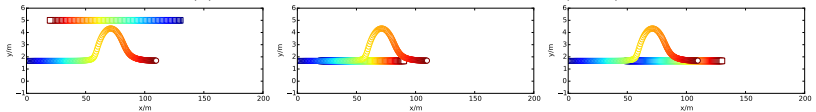
Abbildung 4



(a) Ausweichtrajektorie für die Reihenfolge (●, ●, ●).



(b) Ausweichtrajektorie für die Reihenfolge (●, ●, ●).



(c) Ausweichtrajektorie für die Reihenfolge (●, ●, ●).

Abbildung 5: Ausweichtrajektorien für die drei identifizierten Manövertypen. Die Zeilen zeigen jeweils die Ego-Trajektorien der Manövertypen, die Spalten zeigen eine Hindernistrajektorie. Zur besseren Übersichtlichkeit sind die Ausdehnungen der Objekte jeweils verkleinert. Die Achsen zeigen Orte an, die Farben kodieren die absoluten Zeiten.

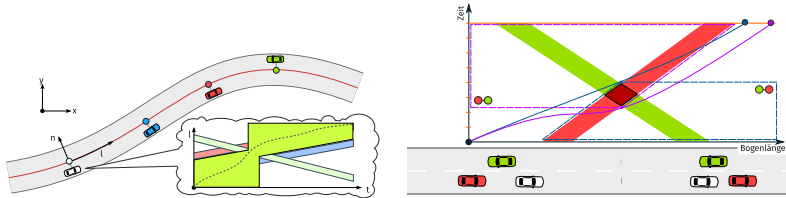


Abbildung 6

## 4 Vereinfachungen für den strukturierten Raum

In den letzten Abschnitten wurde ein Verfahren vorgestellt, welches für allgemeine Fahrmanöver im unstrukturierten Raum gelten soll, also ohne Vorzugsrichtung und ohne Fahrstreifen. Doch bezieht man diese Forderung mit ein, ergeben sich einfache Regeln, mit der die Manöveridentifikation vereinfacht werden kann. Eingeführt wurden diese Regeln in [3], hier sollen sie nur kurz vorgestellt werden.

Die Kernidee ist, die Begegnungsreihenfolge als Manöver unterscheidendes Merkmal heranzuziehen. Um die Varianten zu unterscheiden verwenden wir die in [3] eingeführte Notation, welche die Reihenfolge der passierten Fahrzeuge aus Sicht des Ego-Fahrzeugs angibt. Die Variante (●, ●, ●) adressiert beispielsweise das Manöver, in welchem das Ego-Fahrzeug zuerst das blaue Fahrzeug überholt, dann in der Lücke zwischen blau und rot einschert, um das grüne Fahrzeug passieren zu lassen, bevor es den Vorgang fortsetzt. Durch den Bezug der Begegnungsreihenfolge auf eine Referenzlinie wird das Planungsproblem Ungleichheitsnebenbedingungen entlang dieser Linie unterworfen. Die auf die Referenzlinie projizierte Position muss also zu bestimmten Zeitpunkten innerhalb bestimmter Intervalle liegen, wie es in Abb. 6a dargestellt ist.

Jede mögliche Begegnungsreihenfolge stellt eine Manövervariante dar. In jeder Variante werden die anderen Fahrzeuge paarweise betrachtet. Hieraus ergeben sich die Nebenbedingungen, welche die jeweilige Begegnungsreihenfolge erzwingen. Aus der obigen Begegnungsreihenfolge resultieren die Paarungen (●●, ●●). Wir betrachten die Paarung ●●, die auch in Abb. 6b dargestellt wird. Hier wird gefordert, dass das Ego-Fahrzeug zuerst das grüne Fahrzeug passiert, also hinter dem roten Fahrzeug verbleiben muss, bis sich die beiden Fahrzeuge begegnen sind. Diese Forderung schließt den blau umrandeten Bereich aus. Bei mehreren solcher zeitlicher Forderungen werden diese *und*-verknüpft.

## 5 Ausblick

Diese Arbeit zeigt eine Möglichkeit, komplexe Szenarien so zu segmentieren, dass mehrere, zu Manövern korrespondierende, lokale Minima mit größerer Wahrscheinlichkeit gefunden

werden, als es ohne die Segmentierung der Fall wäre. Trotzdem bleibt der Rechenaufwand bestehen, er erhöht sich sogar noch, und zwar linear in der Anzahl der gefundenen Manövertypen. Es ist also notwendig, ausgehend vom Ergebnis der Topologieanalyse Heuristiken zu finden, mit denen die Güteerwartung einer Trajektorie abgeschätzt werden kann und somit weniger Optimierungen durchlaufen werden müssen.

Weiterhin wurde die Segmentierung auf diskretisierte Lagebilder angewandt und es ist bei der recht geringen Anzahl von Objekten und deren bekannter oder grob als Rechteck anzunähernden Form zu erwarten, dass eine kontinuierliche Version dieser Transformation geringere Laufzeiten ermöglicht als die diskrete Variante.

Die topologischen und geometrischen Eigenschaften der Mittelachsentransformation und der daraus resultierenden Graphen könnten auch Verwendung in der Beschreibung von Fahrsituationen finden.

## Literatur

- [1] Encyclopaedia of mathematics. <http://www.encyclopediaofmath.org/index.php/Homotopy>.
- [2] S. Agarwal, K. Mierle, and Others. Ceres solver. <http://ceres-solver.org>.
- [3] P. Bender, Ö. Ş. Taş, and C. Stiller. The combinatorial aspect of motion planning: Maneuver variants in structured environments. In *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE*. IEEE, 2015.
- [4] C. Bron and J. Kerbosch. Algorithm 457: finding all cliques of an undirected graph. *Communications of the ACM*, 16(9):575–577, 1973.
- [5] P. E. Gill, W. Murray, and M. H. Wright. Practical optimization. 1981.
- [6] S. M. LaValle and J. J. Kuffner Jr. Rapidly-exploring random trees: Progress and prospects. 2000.
- [7] T.-C. Lee, R. L. Kashyap, and C.-N. Chu. Building skeleton models via 3-d medial surface axis thinning algorithms. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 56(6):462–478, 1994.
- [8] C. Pudney. Distance-ordered homotopic thinning: a skeletonization algorithm for 3d digital images. *Computer Vision and Image Understanding*, 72(3):404–413, 1998.
- [9] J. Ziegler, P. Bender, T. Dang, and C. Stiller. Trajectory planning for bertha – a local, continuous method. In *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE*, pages 450–457. IEEE, 2014.
- [10] J. Ziegler and C. Stiller. Spatiotemporal state lattices for fast trajectory planning in dynamic on-road driving scenarios. In *Intelligent Robots and Systems, 2009. IROS 2009. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 1879–1884. IEEE, 2009.



# Optimale Fahrzeugquerführung mittels linearer, zeitvarianter MPC

Benjamin Gutjahr und Moritz Werling\*

**Zusammenfassung:** In der vorliegenden Arbeit wird ein Algorithmus zur Generierung optimaler Trajektorien für die Fahrzeugquerbewegung entlang einer Referenzkurve vorgestellt. Durch eine lineare, zeitvariante, modellprädiktive Problemformulierung entsteht in jedem Zeitschritt ein quadratisches Optimierungsproblem mit linearen Nebenbedingungen, das von Mikrocontrollern im Millisekundenbereich gelöst werden kann.

Aus der gewählten Kombination aus einer linearen Systemmodellierung und einem quadratischen Gütekriterium ergeben sich zwei entscheidende Vorteile. Erstens: Nebenbedingungen können in großer Anzahl einfach integriert werden, sodass sowohl Kollisionen mit statischen und dynamischen Hindernissen vermieden werden können als auch Aspekte natürlichen Fahrverhaltens Berücksichtigung finden. Zweitens: Das Lösen des Optimierungsproblems kann sehr effizient mittels Standard-QP-Solvern erfolgen, sodass eine hohe Neuplanungsfrequenz erzielt werden kann. Des Weiteren ist es durch die gewählte Problemformulierung möglich, Referenzkurven komfortabel zu folgen, die durch große Krümmungen und einen unstetigen Krümmungsverlauf charakterisiert sind. Diese Eigenschaften machen den vorgestellten Algorithmus für unterschiedliche Verkehrsszenarien vielseitig einsetzbar, was durch praktische Fahrversuche belegt wird.

**Schlüsselwörter:** automatisiertes Fahren, beschränkte Optimierung, Fahrerassistenzsysteme, LTV MPC, Trajektorienoptimierung

## 1 Einleitung und Motivation

In der Literatur finden sich viele unterschiedliche Ansätze zur Generierung von Trajektorien für automatisierte Fahrfunktionen. Unter bestimmten Vereinfachungen wurden für eine geringe Anzahl isolierter Verkehrsszenarien einfache Heuristiken in Kombination mit Pfadplanungsstrategien eingesetzt. Da diese regelbasierten Ansätze nur sehr schwierig in ein allgemeines Konzept zu integrieren sind [3], wurden alternative Methoden wie Potentialfelder in unterschiedlicher Ausprägung angewandt. Diese Methoden verwenden anstelle von Fahrzeugmodellen stark vereinfachte Ersatzmodelle, was die Berücksichtigung fahraphysikalischer Grenzen stark einschränkt [4]. Im Gegensatz dazu haben sich verschiedene Optimierungsmethoden zur Planung von Fahrmanövern als besonders vorteilhaft erwiesen, die sich, basierend auf der Art der Lösungsfindung, in drei Gruppen aufteilen lassen.

Erstens: Die *Dynamische Programmierung* eignet sich vor allem für die Lösung nicht-konvexer Optimierungsprobleme [7]. Wegen dem *Fluch der Dimensionalität* ist jedoch nur die Onlineberechnung von Systemen mit geringer Ordnung möglich, was eine aus Komfortgründen notwendige Planung eines stetig-differenzierbaren Lenkwinkelverlaufs in

---

\*Die Autoren arbeiten für die BMW Group Forschung und Technik, Hanauer Str. 46, 80992 München (e-mail: benjamin.gutjahr@bmw.de, moritz.werling@bmw.de).

Echtzeit mit heutiger Rechenleistung ausschließt. Zweitens: Obwohl die *Indirekte Methode* nur zur Lösung lokaler Optimierungsprobleme geeignet ist, wurde diese unter bestimmten Voraussetzungen erfolgreich angewandt [8]. Wegen der nur schwer zu berücksichtigenden Nebenbedingungen konnte dabei lediglich eine suboptimale Lösung des Problems unter großem Rechenaufwand bestimmt werden. Drittens: Im Gegensatz dazu lassen sich bei der *Direkten Methode* Nebenbedingungen leicht integrieren [10]. Da bei nichtlinearen Systemen die Anwendung dieser Methode aufgrund der iterativen Lösungsfindung sehr rechenintensiv und das Konvergenzverhalten des Problems stark abhängig von einer bestimmten Startlösung ist, wird in der vorliegenden Arbeit eine linear-quadratische Problemformulierung im Sinne einer linearen, zeitvarianten, modellprädiktiven Regelung (LTV MPC) vorgeschlagen (siehe auch [1, 5]). Dadurch ist keine iterative Lösungsfindung notwendig, sodass die Lösung des beschränkten Optimierungsproblems sehr effizient bestimmt werden kann.

Basierend auf diesem Ansatz wird in Abschnitt 2 ein lineares Prädiktionsmodell eingeführt, welches die Fahrzeugbewegung für ein zukünftiges Geschwindigkeitsprofils entlang einer gegebenen Referenzkurve approximiert. Aufgrund der besonderen Formulierung der Systemdynamik ist es möglich, Referenzkurven zu folgen, deren Verlauf durch unstetige und große Krümmungen gekennzeichnet ist. Dies ermöglicht einen universellen Einsatz des Algorithmus für verschiedene Anwendungen. Um Kollisionen nicht nur mit statischen, sondern auch mit dynamischen Hindernissen zu vermeiden und zur Berücksichtigung fahrphysikalischer Beschränkungen werden im darauffolgenden Abschnitt 3 zeitvariante Nebenbedingungen definiert. Dem angeschlossen wird in Abschnitt 4 ein Gütekriterium formuliert, wodurch ein besonders natürliches Fahrverhalten erzeugt werden kann. Dadurch ergibt sich zusammen mit den Nebenbedingungen und dem Prädiktionsmodell ein linear-quadratisches Optimierungsproblem, welches in Abschnitt 5 zyklisch gelöst wird. Nach der Validierung der Algorithmus im Realversuch in Abschnitt 6 wird im abschließenden Abschnitt 7 eine kurze Zusammenfassung gegeben.

## 2 Lineare Fahrzeugdynamik

Der wesentliche Inhalt einer modellprädiktiven Regelungsstrategie ist die Optimierung des prädierten Streckenverhaltens. Da dies unter Einbeziehung eines Prädiktionsmodells erfolgt, ist es ein unverzichtbares Element eines modellprädiktiven Reglers [6]. Zur universellen Planung von Trajektorien unabhängig von spezifischen Fahrzeugparametern, kommt in der vorliegenden Arbeit ein kinematisches Fahrzeugmodell als Prädiktionsmodell zum Einsatz, welches den Hinterachsmittelpunkt als Referenzpunkt und als Systemeingang  $u$  die erste Krümmungsableitung verwendet. Dabei wird die Fahrzeugdynamik relativ zu einer gegebenen Referenzkurve  $\Gamma$  beschrieben, sodass sich diese durch

$$\dot{d}_r = v(t) \sin(\theta - \theta_r) \quad (1a)$$

$$\dot{\theta} = v(t) \kappa \quad (1b)$$

$$\dot{\kappa} = u \quad (1c)$$

$$\dot{\theta}_r = \underbrace{v(t) \frac{\cos(\theta - \theta_r)}{1 - d\kappa_r}}_{v_r} \kappa_r \quad (1d)$$

$$\dot{\kappa}_r = z \quad (1e)$$

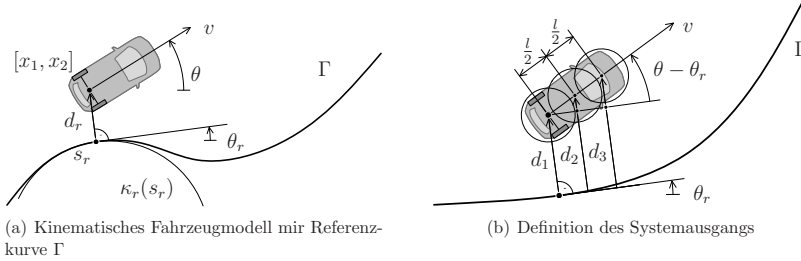


Abbildung 1: Darstellung der Definition des Fahrzeugmodells

darstellen lässt. Dabei definiert  $d_r$  den normalen Abstand zwischen Hinterrachsmittelpunkt und Referenzkurve. Für die weiteren Systemzustände der Ausrichtung  $\theta$  und Krümmung  $\kappa$  für das Fahrzeug sind die entsprechenden Größen der Referenzkurve  $\Gamma$  mit dem Index  $r$  gekennzeichnet und über die Bogenlänge  $s_r$  definiert. Die geometrischen Zusammenhänge der beschriebenen Größen sind in Abb. 1(a) grafisch dargestellt. Weiterhin bezeichnet  $v_r$  die auf die Referenzkurve projizierte Fahrzeuggeschwindigkeit  $v(t)$ , die als zeitvarianter Systemparameter angenommen wird und  $z$  eine gewünschte Störung, welche sich von der Referenzkurve  $\Gamma$  ableitet.

Bei genauer Betrachtung der nichtlinearen Systemgleichungen (1), wird deutlich, dass bei einer Fahrzeugbewegung nahe der Referenzkurve  $\Gamma$  die Ausrichtungsdivergenz  $\theta - \theta_r$  durch  $\sin(\theta - \theta_r) \approx \theta - \theta_r$  und  $\cos(\theta - \theta_r) \approx 1$  approximiert werden kann. Des Weiteren ergibt sich daraus, dass  $v_r \approx v(t)$  gilt, da entweder  $v(t)$  und  $d_r$  bei niedrigen Geschwindigkeiten oder  $\kappa_r$  und  $d_r$  bei hohen Geschwindigkeiten als ausreichend klein angenommen werden können. Demnach lässt sich, die in (1) beschriebene Fahrzeugdynamik, als lineares zeitvariantes Prädiktionsmodell mit dem Zustandsvektor  $\mathbf{x}^T = [d_r, \theta, \kappa, \theta_r, \kappa_r]$  formulieren als

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}_C(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_C(t)u(t) + \mathbf{E}_C(t)z(t), \quad \mathbf{x}(t_j) = \mathbf{x}_0 \quad (2)$$

mit

$$\mathbf{A}_C(t) = \begin{bmatrix} 0 & v(t) & 0 & -v(t) & 0 \\ 0 & 0 & v(t) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & v(t) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_C(t) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{E}_C(t) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix},$$

wobei  $v(t)$  durch ein gegebenes zukünftiges Geschwindigkeitsprofil bestimmt ist.

## 2.1 Definition des Systemausgangs

Zur Vorbereitung einer effizienten Formulierung von Nebenbedingungen, werden nachfolgend verschiedene Systemausgänge definiert. Um eine schnelle Kollisionsprüfung entsprechend [9] zu ermöglichen, wird das Fahrzeug, wie in Abb. 1(b) dargestellt, durch drei Kreise approximiert. Die Position der Kreise im Bezug auf die Referenzkurve  $\Gamma$  ist durch

den Abstand  $l_i, i = 1, 2, 3$  zwischen Kreismittelpunkt und Hinterachsmittelpunkt entlang der Fahrzeuglängsachse und dem Abstand  $d_r$  eindeutig bestimmt und kann für ausreichend kleine Ausrichtungsdivergenzen angenähert werden, sodass

$$d_i = d_r + l_i \sin(\theta - \theta_r) \approx d + l_i(\theta - \theta_r), \quad i = 1, 2, 3 \quad (3)$$

gilt. Im speziellen Fall können die Positionen der Kreismittelpunkte zu ( $l_1 = 0, l_2 = \frac{l}{2}, l_3 = l$ ) gewählt werden, wobei  $l$  den Achsabstand des Fahrzeugs bezeichnet. Zusätzlich dazu wird der Systemzustand  $\kappa$  als Systemausgang definiert, sodass fahrphysikalische Restriktionen berücksichtigt werden können. Damit ergibt sich der gesamte Systemausgang zu

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \\ \kappa \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & \frac{1}{2}l & 0 & -\frac{1}{2}l & 0 \\ 1 & l & 0 & -l & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}_C} \begin{bmatrix} d_r \\ \theta \\ \kappa \\ \theta_r \\ \kappa_r \end{bmatrix}. \quad (4)$$

## 2.2 Zeit-diskretes Prädiktionsmodell

Um eine effiziente Berechnung des Optimierungsproblems zu ermöglichen, wird das kontinuierliche Prädiktionsmodell (2) in seine entsprechende zeit-diskrete Form überführt. Unter Annahme einer konstanten Systemmatrix  $\mathbf{A}_C(t)$ , einem konstanten Systemeingang  $u(t)$  und einer konstanten Störung  $z(t)$  für jedes Diskretisierungsintervall  $k$ , berechnet sich die Fundamentalmatrix des Systems mit Hilfe der Laplace-Transformation für eine Diskretisierungsschrittweite  $T_s$  zu  $\phi_k(T_s) = e^{\mathbf{A}_C T_s} \circ \bullet [\mathbf{s}\mathbf{I} - \mathbf{A}_C]^{-1}$ . Dadurch ergeben sich für jedes Diskretisierungsintervall die folgenden zeitdiskreten Systemmatrizen

$$\mathbf{A}(k) = \phi_k(T_s), \quad \mathbf{B}(k) = \int_0^{T_s} \phi_k(\tau) \mathbf{B}_C \, d\tau. \quad (5)$$

Außerdem wird die Matrix  $\mathbf{E}(k)$  äquivalent zu  $\mathbf{B}(k)$  berechnet und es gilt  $\mathbf{C}(k) = \mathbf{C}_C$ . Auf Basis dieser Matrizen ergibt sich somit das zeit-diskrete Prädiktionsmodell

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}(k)u(k) + \mathbf{E}(k)z(k), \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}(k)\mathbf{x}(k), \quad \mathbf{x}(k=0) = \mathbf{x}(t_j) = \mathbf{x}_0. \end{aligned} \quad (6)$$

Zur Minimierung des Diskretisierungsfehlers durch die Störung  $z(k)$  und um selbige in jedem Diskretisierungsintervall als konstant anzunehmen zu können, wird zur Generierung der Störung auf Basis der Referenzkurve  $\Gamma$  der folgende Zusammenhang gewählt

$$z(k) = \frac{\kappa_r(k+1) - \kappa_r(k)}{T_s}. \quad (7)$$

## 3 Formulierung zeitvarianter Nebenbedingungen

Da die Trajektorienplanung für dynamische Verkehrsszenarien maßgeblich von anderen Verkehrsteilnehmern abhängig ist, wird basierend auf deren prädiziertem Verhalten die

eigene, geplante Fahrzeugbewegung beschränkt. Dafür werden für die in Abschnitt 2 eingeführten Systemausgänge  $d_i$ ,  $i = 1, 2, 3$  zeitvariante Nebenbedingungen definiert. Dies geschieht durch die Formulierung einer oberen und unteren Begrenzung der Abstandswerte  $d_i$ ,  $i = 1, 2, 3$  von der Referenzkurve  $\Gamma$  unter Berücksichtigung der Fahrzeugumgebung für unterschiedliche zukünftige, diskrete Zeitpunkte  $k$  und Fahrzeugposition  $s_r(k)$ , sodass gilt

$$d_{i,\min}(s_r(k), k) \leq d_i(k) \leq d_{i,\max}(s_r(k), k), \quad i = 1, 2, 3. \quad (8)$$

Zusätzlich zu diesen Beschränkungen zur Kollisionsvermeidung können weitere Nebenbedingungen definiert werden, welche die Querdynamik des Fahrzeugs begrenzen. Dazu wird in gleicher Weise eine untere und obere Begrenzung für den Systemausgang  $\kappa$  definiert. Diese Begrenzungen sind zum einen von dem zeitinvarianten maximalen Lenkeinschlag  $\kappa_{\min/\max, \delta}$  und zum anderen von einem zeitvarianten Anteil  $\kappa_{\min/\max, \mu}(k) = \kappa_{\min/\max}(v(k), \mu)$  abhängig, der sich für ein zukünftiges Geschwindigkeitsprofil  $v(k)$  und einen gegebenen Reibungskoeffizienten  $\mu$  unter Berücksichtigung des *Kammischen Kreises* bestimmen lässt. Die Kombination dieser Begrenzungen ergibt sich damit zu

$$\underbrace{\max(\kappa_{\min, \delta}, \kappa_{\min, \mu}(k))}_{\kappa_{\min}} \leq \kappa(k) \leq \min(\underbrace{\kappa_{\max, \delta}, \kappa_{\max, \mu}(k)}_{\kappa_{\max}}). \quad (9)$$

Des Weiteren kann über die Beschränkung des Systemeingangs  $u$  der maximalen Lenkrate des Aktuators  $u_{\min/\max}$  Rechnung getragen werden, wodurch gilt

$$u_{\min} \leq u(k) \leq u_{\max}. \quad (10)$$

## 4 Quadratisches Gütekriterium

Entsprechend der Grundidee einer MPC [6] wird das Optimierungsziel als Minimierung eines quadratischen Gütekriteriums  $l(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))$  formuliert. Da das menschliche Fahrverhalten maßgeblich durch einen Kompromiss zwischen dem Fahren in der Spurmitte und der Minimierung der Querbeschleunigung und dem Querruck charakterisiert ist, wird basierend auf den Zuständen des Prädiktionsmodell (6) folgendes Gütekriterium vorge schlagen

$$\begin{aligned} l(\mathbf{x}(k), u(k)) &= w_d d_r^2 + w_\theta [\theta - \theta_r]^2 + w_\kappa \kappa^2 + w_u u^2 \\ &= \mathbf{x}(k)^T \mathbf{Q}(k) \mathbf{x}(k) + u(k) \mathbf{R}(k) u(k), \end{aligned} \quad (11)$$

wobei  $w_d(k), w_\theta(k), w_\kappa(k), w_u(k) > 0$  zeitvariante Wichtungsfaktoren darstellen. Außerdem gilt  $\mathbf{R}(k) = [w_u(k)]$  und

$$\mathbf{Q}(k) = \begin{bmatrix} w_d(k) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_\theta(k) & 0 & -w_\theta(k) & 0 \\ 0 & 0 & w_\kappa(k) & 0 & 0 \\ 0 & -w_\theta(k) & 0 & w_\theta(k) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Durch die quadratischen Kostenterme des lateralen Abstands  $d_r$  und des Ausrichtungsfehlers  $\theta - \theta_r$  werden somit große Abweichungen von der Referenzkurve  $\Gamma$  bestraft. Gleichzeitig wirken sich große Krümmungen  $\kappa$  und Krümmungsänderungen  $u$  negativ auf die Gesamtkosten aus, sodass der beschriebene Kompromiss Berücksichtigung findet und durch das parametrisierbare Schneiden von Kurven zu einem gleichmäßigen und intuitiven Fahrverhalten führt.

## 5 Linear-quadratisches Optimierungsproblem

Basierend auf dem Prädiktionsmodell (6), den Nebenbedingungen in Abschnitt 3 und dem quadratischen Gütekriterium (11), wird in diesem Abschnitt ein linear-quadratisches Optimierungsproblem über einem Prädiktionshorizont von  $N$  mit  $k = 0, \dots, N$  formuliert. Wie in [2] dargestellt, geschieht dies entsprechend des sogenannten *batch*-Ansatzes, was eine effiziente Lösung mit Hilfe von etablierten numerischen Lösungsverfahren sicherstellt. Durch das zyklische Lösen des Optimierungsproblems nach der Stellgröße  $u$  auf einem fortschreitenden Horizont, ergibt sich ein linear zeitvarianter modellprädiktiver Regelkreis.

Nach diesem Ansatz kann zu jedem Zeitpunkt  $t_j$  an dem das Optimierungsproblem gelöst wird, das zukünftige Systemverhalten durch Vektorsequenzen des zu optimierenden Systemeingangs  $u$ , einer gegebenen Störung  $z$  sowie dem Systemzustand  $x$  und Systemausgang  $y$  beschrieben werden, für die gilt

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= [u_0, u_1, \dots, u_{N-1}]^T, & \mathbf{u} &\in \mathbb{R}^N, & \mathbf{x} &= [\mathbf{x}_1^T, \dots, \mathbf{x}_N^T]^T, & \mathbf{x} &\in \mathbb{R}^{nN}, \\ \mathbf{z} &= [z_0, z_1, \dots, z_{N-1}]^T, & \mathbf{z} &\in \mathbb{R}^N, & \mathbf{y} &= [\mathbf{y}_1^T, \dots, \mathbf{y}_N^T]^T, & \mathbf{y} &\in \mathbb{R}^{pN}, \end{aligned}$$

mit  $n = 5$  und  $p = 4$ . Hierbei ist zu beachten, dass für eine kompaktere Schreibweise die Optimierungszeit  $k$  nunmehr als Index angegeben ist. Der Zusammenhang zwischen diesen Vektorsequenzen ist dabei für einen beliebigen Anfangszustand  $\mathbf{x}_0$  gegeben durch

$$\mathbf{x} = \mathcal{A}\mathbf{x}_0 + \mathcal{B}\mathbf{u} + \mathcal{E}\mathbf{z} \quad (12a)$$

$$\mathbf{y} = \mathcal{C}\mathbf{x} \quad (12b)$$

wobei

$$\mathcal{A} = \begin{bmatrix} (A_0) \\ \left( \prod_{q=0}^1 A_{1-q} \right) \\ \vdots \\ \left( \prod_{q=0}^{N-1} A_{N-1-q} \right) \end{bmatrix}, \quad \mathcal{B} = \begin{bmatrix} B_0 & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ A_1 B_0 & B_1 & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \left( \prod_{q=1}^{N-1} A_{N+0-q} \right) B_0 & \dots & A_{N-1} B_{N-2} & B_{N-1} \end{bmatrix},$$

und  $\mathcal{C} = \text{diag}(\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_N)$ . Da  $\mathcal{E}$  äquivalent zu  $\mathcal{B}$  bestimmt werden kann, wird auf dessen genaue Definition verzichtet. Gleichmaßen kann das Gütefunktional (11) als Summe über alle Zeitpunkte  $k$  kompakt für den gesamten Optimierungshorizont  $N$  dargestellt werden. Mit den Vektorsequenzen  $\mathbf{x}$  und  $\mathbf{u}$  ergibt sich dadurch das Gütefunktional

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) &= \mathbf{x}_N^T \mathbf{P} \mathbf{x}_N + \sum_{k=1}^{N-1} \mathbf{x}_k^T \mathbf{Q}_k \mathbf{x}_k + \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{u}_k^T \mathbf{R}_k \mathbf{u}_k, \\ &= \mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{u}^T \mathbf{R} \mathbf{u}, \end{aligned} \quad (13)$$

wobei gilt  $\mathbf{R} = \text{diag}(\mathbf{R}_0, \dots, \mathbf{R}_{N-1})$  und  $\mathbf{Q} = \text{diag}(\mathbf{Q}_1, \dots, \mathbf{Q}_N)$ <sup>1</sup>. Zur effizienten Bestimmung der Optimierungsvariablen wird nun das Optimierungsproblem in Abhängigkeit der

<sup>1</sup>Da die Kosten für  $\mathbf{x}_0^T \mathbf{Q}_0 \mathbf{x}_0$  nicht durch den Systemeingang  $\mathbf{u}$  beeinflusst werden können, ist dieser Term nicht im Kostenfunktional  $J(\mathbf{x}_0, \mathbf{z}, \mathbf{u})$  enthalten.

zu optimierenden Eingangsvektorsequenz  $\mathbf{u}$  und der gegebenen Größen  $\mathbf{z}$  und  $\mathbf{x}_0$  umformuliert. Dazu wird zum einen die Zustandsvektorsequenz  $\mathbf{x}$  in (13) durch (12a) ersetzt, sodass sich das Kostenfunktional zu

$$J(\mathbf{x}_0, \mathbf{z}, \mathbf{u}) = \mathbf{u}^T \mathbf{H} \mathbf{u} + 2(\mathbf{x}_0^T \mathbf{F} + \mathbf{z}^T \mathbf{G}) \mathbf{u} + \mathbf{O} \quad (14)$$

mit  $\mathbf{H} = \mathbf{B}^T \mathbf{Q} \mathbf{B} + \mathbf{R}$ ,  $\mathbf{F} = \mathbf{A}^T \mathbf{Q} \mathbf{B}$ ,  $\mathbf{G} = \mathbf{E}^T \mathbf{Q} \mathbf{B}$  ergibt, wobei  $\mathbf{O}$  einen konstanten, von  $\mathbf{u}$  unabhängigen Kostenterm darstellt. Zum anderen kann zur Berücksichtigung der Nebenbedingungen mit Hilfe derselben Substitution der Systemausgang umformuliert werden zu

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}[\mathbf{A}\mathbf{x}_0 + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{E}\mathbf{z}]. \quad (15)$$

Dadurch lassen sich die in Abschnitt 3 definierten Nebenbedingungen für den Systemausgang  $\mathbf{y}_{\min} \leq \mathbf{y} \leq \mathbf{y}_{\max}$ , mit

$$\mathbf{y}_{\max} = [\mathbf{y}_{1,\max}^T, \dots, \mathbf{y}_{N,\max}^T]^T, \quad \mathbf{y}_{\min} = [\mathbf{y}_{1,\min}^T, \dots, \mathbf{y}_{N,\min}^T]^T,$$

in Form von Beschränkungen für die zu optimierenden Stellgrößen  $\mathbf{u}$  ausdrücken als

$$\begin{bmatrix} \mathbf{C}\mathbf{B} \\ -\mathbf{C}\mathbf{B} \end{bmatrix} \mathbf{u} \leq \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{\max} - \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}_0 \\ -\mathbf{y}_{\min} + \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}_0 \end{bmatrix}.$$

Zusammen mit dem Kostenfunktional (14) ergibt sich somit eine kompakte Formulierung eines linear-quadratischen Optimierungsproblems, welches aufgrund seiner Eigenschaften besonders effizient gelöst werden kann.

## 6 Validierung im Realversuch

### 6.1 Implementierung und Testumgebung

Der Algorithmus wurde zur Validierung in prototypisch veränderten Versuchsfahrzeugen der BMW 5er Reihe und einem BMW i3 für verschiedene Realmanöver getestet. Zur Umfelderkennung wurden diese Fahrzeuge mit Laserscannern ausgerüstet. Außerdem wurde die Software für verschiedene Steuergeräte angepasst, sodass externe Stellgrößen für Gas, Bremse und Lenkung umgesetzt werden konnten. Zur Eigenlokalisierung wurde auf die Verwendung von externen Signalen wie GPS verzichtet, sodass ausschließlich Messgrößen der Fahrzeugsensorik zum Einsatz kamen. Alle Berechnungen wurden auf einer dSpace Autobox DS1005 mit begrenzter Rechenleistung bei einer Zykluszeit von maximal 20ms ausgeführt. Dabei wurde ein Optimierungshorizont von 4.0s gewählt, sodass sich bei der Wahl von  $N = 20$  eine Optimierungsschrittweite von 200ms ergibt.

### 6.2 Ergebnisse

Zunächst wird eine automatisierte Parkanwendung präsentiert, welche sich durch stark gekrümmte Referenzkurven und der Kollisionsvermeidung mit statischen Objekten auszeichnet. Wie für drei aufeinanderfolgende Zeitpunkte in Abb. 2 dargestellt, verlässt das Fahrzeug langsam, bei Geschwindigkeiten von 1m/s, seine Parklücke. Bei der Fahrt entlang der grau gepunkteten Referenzkurve, welche nur als grobe Orientierung dient, ist das

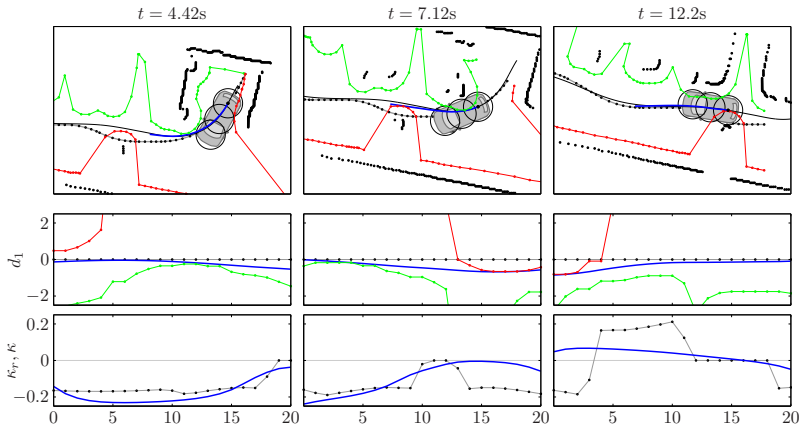


Abbildung 2: Draufsicht auf das sich bewegende Fahrzeug während eines engen Ausparkmanövers zu drei aufeinanderfolgenden Zeitpunkten mit entsprechenden Ergebnissen für den lateralen Abstand  $d_l$  und die Krümmung  $\kappa$ . Die optimierte Trajektorie ist in blau dargestellt.

Fahrzeug durch das mit schwarzen Punkten und roter Umrandung dargestellte Hindernis gezwungen nach rechts auszuweichen. Bereits zum ersten dargestellten Zeitpunkt plant der Algorithmus um das Hindernis herum (dicke blaue Linie), um eine Kollision mit der Fahrzeugfront zu vermeiden. Dabei nutzt der Algorithmus (wie den Verläufen für den lateralen Abstand  $d_l$  und der optimierten Krümmung  $\kappa$  in Abb. 2 zu entnehmen ist) den maximalen Freiraum zu beiden Seiten (rot und grün gepunktete Linie) der Referenzkurve nicht nur zur erfolgreichen Kollisionsvermeidung, sondern auch, um dem unstetigen Krümmungsverlauf der Referenz so komfortabel wie möglich folgen zu können.

Zusätzlich werden in Abb. 3 Ergebnisse bei einer Geschwindigkeit von  $20\text{ m/s}$  zur Kollisionsvermeidung mit dynamischen Objekten in Kurven präsentiert. Dabei plant der Algorithmus, basierend auf der prädizierten Bewegung der Objekte, konsistent ein kollisionsvermeidendes Manöver, dargestellt für drei aufeinanderfolgende Zeitpunkte. Die prädizierten Objektpositionen sind durch graue Rechtecke gekennzeichnet, wobei die aktuelle Position des Objekts durch einen zusätzlichen roten Rahmen hervorgehoben ist, der gleichzeitig einen integrierten Sicherheitsabstand beinhaltet. Wie für den ersten Zeitpunkt durch die Nebenbedingungen für die lateralen Position  $d_2$  und  $d_3$  ersichtlich, wird das Fahrzeug durch das dynamische Objekt zu einem Ausweichmanöver gezwungen. Während sich das Objekt annähert, wandern diese Nebenbedingungen für die darauffolgenden Zeitpunkte immer weiter in Richtung der aktuellen Fahrzeugposition. Der Verlauf der Krümmung  $\kappa$  zeigt, dass deren Beschränkungen ebenfalls aktiv sind, sodass nicht nur die bevorstehende Kollision erfolgreich vermieden wird (siehe letzte dargestellte Draufsicht), sondern gleichzeitig ein fahrphysikalisch sicheres Manöver garantiert ist.



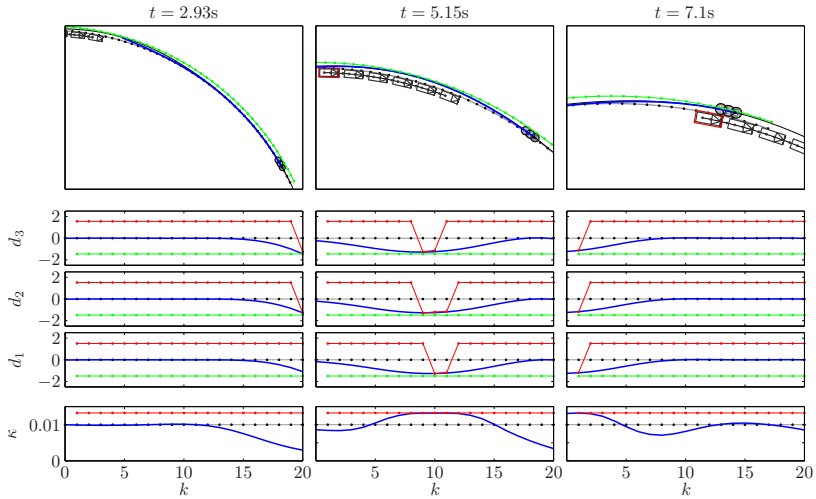


Abbildung 3: Draufsicht auf das sich bewegende Fahrzeug während eines Ausweichvorgangs mit einem dynamischen Objekt zu drei aufeinanderfolgenden Zeitpunkten mit entsprechenden Ergebnissen für die lateralen Abstände  $d_i$ ,  $i = 1, 2, 3$  und die Krümmung  $\kappa$ . Die optimierte Trajektorie ist in blau dargestellt.

## 7 Zusammenfassung und Ausblick

Zur Planung einer komfortablen und sicheren Fahrzeugbewegung in Echtzeit, wird in dieser Arbeit ein effizienter Algorithmus zur Trajektorienoptimierung entlang einer gegebenen Referenz vorgestellt. Aufgrund der Formulierung eines beschränkten, linear-quadratischen Optimierungsproblems ergeben sich für den Algorithmus bestimmte Vorteile, die dessen Einsatz für unterschiedliche assistierte oder automatisierte Fahrfunktionen motivieren. Erstens: Für den Fall, dass eine Lösung des Optimierungsproblems existiert, konvergiert diese garantiert und kann mit wenig Rechenleistung in Millisekunden bestimmt werden. Zweitens: Da die Lösung im kontinuierlichen Zustandsraum liegt, wird trotz Sensorrauschen und Störungen eine möglichst konsistente Neuplanung der optimalen Lösung sichergestellt. Drittens: Eine große Anzahl an Nebenbedingungen kann einfach und ohne großen Rechenaufwand berücksichtigt werden. Wie für unterschiedliche Anwendung vorgestellt, ermöglicht dies nicht nur die Einhaltung fahrphysikalischer oder aktuatorischer Beschränkungen, sondern auch die Vermeidung von Kollisionen mit statischen und dynamischen Objekten. Weiterhin ist es möglich, Referenzkurven mit großen und unstetigen Krümmungen souverän und komfortabel zu folgen, wodurch ein besonders natürliches Fahrverhalten erzeugt wird. Die nächsten Schritte beinhalten die Umsetzung einer kombinierten Längs- und Querplanung durch das Lösen des Optimierungsproblems für unterschiedliche Geschwindigkeitshypothesen.

## Literatur

- [1] S.J. Anderson, S.C. Peters, T.E. Pilutti, and K. Iagnemma. An optimal-control-based framework for trajectory planning, threat assessment, and semi-autonomous control of passenger vehicles in hazard avoidance scenarios. *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*, 8(2):190–216, 2010.
- [2] F. Borrelli, A. Bemporad, and M. Morari. *Predictive control for linear and hybrid systems*. 2014. In preparation.
- [3] L. Fletcher, S. Teller, E. Olson, D. Moore, Y. Kuwata, J. How, J. Leonard, I. Miller, M. Campbell, D. Huttenlocher, et al. The MIT-Cornell collision and why it happened. *Journal of Field Robotics*, 25(10):775–807, 2008.
- [4] Y. Koren and J. Borenstein. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation. In *Robotics and Automation, 1991. Proceedings., 1991 IEEE International Conference on*, pages 1398–1404. IEEE, 1991.
- [5] Mohsen Ahmadi Mousavi, Zainabolahoda Heshmati, and Behzad Moshiri. Ltv-mpc based path planning of an autonomous vehicle via convex optimization. In *Electrical Engineering (ICEE), 2013 21st Iranian Conference on*, pages 1–7. IEEE, 2013.
- [6] J.B. Rawlings. Tutorial overview of model predictive control. *Control Systems, IEEE*, 20(3):38–52, 2000.
- [7] Georg Tanzmeister, Martin Friedl, Dirk Wollherr, and Martin Buss. Path planning on grid maps with unknown goal poses. In *Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2013.
- [8] M. Werling, S. Kammel, J. Ziegler, and L. Gröll. Optimal trajectories for time-critical street scenarios using discretized terminal manifolds. *The International Journal of Robotics Research*, 31(3):346–359, 2012.
- [9] J. Ziegler and C. Stiller. Fast collision checking for intelligent vehicle motion planning. In *Intelligent Vehicles Symposium*, pages 518–522. IEEE, 2010.
- [10] Julius Ziegler, Philipp Bender, Thao Dang, and Christoph Stiller. Trajectory planning for berth - a local, continuous method. In *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE*, pages 450–457. IEEE, 2014.

# Comparison of Local vs. Global Optimization for Trajectory Planning in Automated Driving

M. Ruf<sup>\*†</sup> J.R. Ziehn<sup>\*‡</sup> D. Willersinn<sup>\*</sup> B. Rosenhahn<sup>‡</sup> J. Beyerer<sup>\*†</sup> H. Gotzig<sup>§</sup>

**Abstract:** Trajectory planning for automated driving has recently seen a shift from highly discrete models towards continuous models related to the calculus of variations. These allow intuitive, elegant and flexible formulations, however, a major challenge of these models lies in finding their optima. Current iterative solvers are prone to terminating in local optima, being sensitive to initial parameters, violating constraints and exceeding real-time restrictions. A possible solution is presented in [1], where such variational models are transformed into Hidden Markov Models (which provide global optimization) while retaining the original optimization goals. This paper evaluates the necessity of such global optimization by comparing local and global approaches on several realistic traffic scenarios.

**Keywords:** fully-automated driving, global optimization, path planning, trajectory planning

## 1 Background and Motivation

Trajectory planning for automated driving has been expressed through a wide variety of models. In the DARPA Grand Challenge [2], the models chosen by the successful participants are characterized by a high degree of discretization, in several ways: Firstly, most approaches chose to implement not a single trajectory planner, but multiple dedicated subsystems tailored to specific situations and activated by a higher-level logic when a specific situation is recognized. Secondly, most of the individual planners themselves applied combinatorial methods that can be ascribed to a school of artificial intelligence substantially influenced by [3], which lays a strong focus on graph-based models, such as graph searches or Bayesian networks. This general paradigm can be found again, more pronounced, in the subsequent DARPA Urban Challenge, where many teams refined their methods through the lessons learnt in the Grand Challenge.

In more recent years, it may denote a paradigm shift that several publications picked up models from the continuous domain. [4] describes a model for evasive emergency maneuvers based on continuous non-linear model predictive control (NMPC); [5, 6] propose a model from the *calculus of variations* to represent trajectory planning for all traffic situations in a unified and continuous way; [7] presents a similar approach also using the

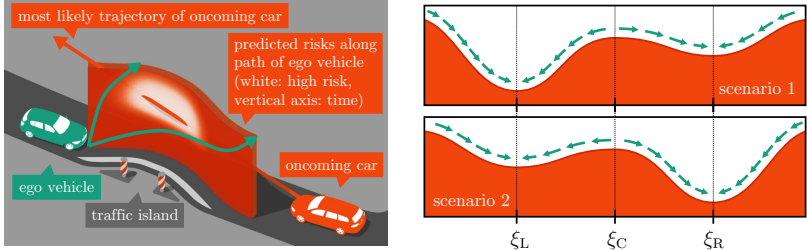
---

<sup>\*</sup>{miriam.ruf, jens.ziehn, dieter.willersinn, juergen.beyerer}@iosb.fraunhofer.de, Fraunhofer IOSB, 76131 Karlsruhe

<sup>†</sup>Vision and Fusion Laboratory (IES), Institute for Anthropomatics, Karlsruhe Institute of Technology (KIT), 76131 Karlsruhe

<sup>‡</sup>{rosenhahn, ziehn}@tnt.uni-hannover.de, Institut für Informationsverarbeitung (TNT), Leibniz Universität Hannover, 30167 Hanover

<sup>§</sup>heinrich.gotzig@valeo.com, Valeo Schalter und Sensoren GmbH



(a) A simple traffic scenario with two local optima: The ego vehicle (green), an oncoming vehicle (red) and a field of predicted occupancy risks (red: low; white: high). Local optima (lower: passing before the red car; upper: waiting) are indicated in green.

(b) Abstract view of two local optima in two different variants of the scenario. The red curve shows the penalty values for the different trajectories, the green arrows show the directions in which local optimizers will converge from an “initial guess”.

Figure 1: A simple traffic scenario with two local optima. The ego vehicle (green) must pass a traffic island and cross the opposite lane. An oncoming car (red) will use the same lane. There exist two local optima (passing before the other car, or behind it), between which no continuous transformation of vehicle parameters exists, that also provides a safe solution. The optima are thus distinct, and considering the exact geometry of the scenario, traffic laws, safety and comfort requirements, one will usually be more desirable. Local iterative optimizers require an “initial guess”, and this guess can have more bearing on the optimization result than the actual scenario. An intuitive representation is shown in (b), where the horizontal axis represents an abstract trajectory space, and the vertical axis the penalties assigned to each trajectory in a given scenario.  $\xi_L/\xi_R$  may represent passing before/after the oncoming car, which in scenario 1 is very far away, and very close in scenario 2. While  $\xi_L$  is the best trajectory in scenario 1 by far, and  $\xi_R$  in scenario 2, this circumstance is irrelevant to most iterative solvers. Instead, *regardless of the scenario*, any initial guess left of  $\xi_C$  will converge to  $\xi_L$ , and any initial guess right of  $\xi_C$  will converge to  $\xi_R$ <sup>1</sup>. This property is largely independent of concrete model choices, as both maneuvers exist in the real world, may represent safe trajectories and yet there is no way to continuously modify one maneuver into the other without traversing a higher-penalty maneuver.

calculus of variations, which proved successful in the acclaimed Bertha-Benz drive of 2013.

The continuous models provide several advantages over the earlier combinatorial models. They allow a formulation that sticks close to physical intuitions of vehicle dynamics; they do not require an abstract planning space that has to be equipped with a separate physical interpretation (such as building a search tree from a finite set of preselected maneuvers); they can easily be extended to consider a wide range of different goals within the same framework; and they are, at the same time, efficient to compute, as previous applications in other domains rendered them a well-understood topic.

One considerable challenge of these models stems from the fact that classical solution methods are iterative, such as gradient descents or SQP. These methods are known for problematic behavior that particularly concerns real-time applications: Convergence to an optimal solution can not be guaranteed in general; solutions may be local optima (see Fig. 1), stationary points or none of the before; convergence may not be attained in time at all; hard constraints may be violated in the numerical process, so the resulting trajectory is not even physically driveable. One possible solution is presented in [7],

<sup>1</sup>It must be noted here that this observation only applies to the interval and parameters shown in Fig. 1b. In general, it is very well possible that, for example, initial guesses left of  $\xi_L$ , and vice versa, adding to the unpredictability of iterative solutions. Examples of this behavior will be given in Sec. 3.

where the environment model and optimization goals were explicitly set up to assure the existence of a single local *and* global optimum. However, the model choices therein do not immediately extend to general, dynamic traffic situations, as found, for example, in a left-turn maneuver through oncoming traffic. [8] uses a combinatorial approach to enumerate all possible *maneuver variants* and choose desirable candidates, but requires a finite set of predicted trajectories for other traffic participants; the solution is thus inapplicable to the models used in [6, 9], which use continuous probability densities to incorporate uncertain predictions and sensor uncertainties.

A solution for the latter was suggested in [1], which provides *global* optimization of general variational problems by transforming given variational models into equivalent *Hidden Markov Models* (HMMs), thereby establishing a bridge between combinatorial and continuous models. As the transformation preserves optimization goals and thus optima, it can be used in combination with iterative methods to efficiently improve the quality of the solution. This paper compares state-of-the-art local optimization with the approach presented in [1] on real-world traffic situations, to highlight risks associated with iterative solvers even in simple and common environments.

## 2 Euler–Lagrange and Hidden Markov Models

The scope of this paper allows but a brief recapitulation of the use of variational Euler–Lagrange Models in automated driving and of the transformation to Hidden Markov Models, as is given in this section. The reader is asked to seek more thorough descriptions of the underlying models and the transformation in [6, 7, 10] (for the ELMS) and in [1, 11] (for the transformation to HMMs).

### 2.1 Euler–Lagrange Models and the Calculus of Variations

Optimizing continuous trajectories in general is a problem from the *calculus of variations*. The calculus of variations considers *functionals*  $\mathcal{P}$  (here representing *total penalty*), which map a function space  $\Xi$  to the real numbers, and aims to find the optimal function  $\xi^* \in \Xi$  for which  $\mathcal{P}$  takes its lowest value, formally:

$$\xi^* = \arg \min_{\xi \in \Xi} \mathcal{P}[\xi] \quad (1)$$

In automated driving,  $\Xi$  is the space of possible trajectories for the ego vehicle. In general, any computable  $\mathcal{P}$  is conceivable, and any generalized coordinates and parametrization can be chosen for the trajectories  $\xi$ , since (1)—for automated driving—merely represents the general goal of finding the best continuous sequence of parameters that uniquely define a behavior for the ego vehicle. Usually, and in all models discussed here, the parameter of  $\xi$  is *time*  $t$ . Several recent works ([4, 5, 6, 7]) have considered a special form of  $\mathcal{P}$  to be sufficient for the tasks of automated driving,

$$\mathcal{P}[\xi] = \int_{t_1}^{t_2} dt \, p(\xi(t), \dot{\xi}(t), \ddot{\xi}(t), \dots, \frac{d^\omega}{(dt)^\omega} \xi(t), t), \quad (2)$$

which is based on the choice of a single function  $p$ , the *Lagrangian*. The Lagrangian assigns a *local penalty* value dependent on time  $t$ , and on the current values of  $\xi$  and its first  $\omega$  derivatives w.r.t.  $t$ ,  $\xi(t)$ ,  $\dots$ ,  $\frac{d^\omega}{(dt)^\omega} \xi(t)$ .  $p$  can penalize collision risks or lane departures through  $\xi$ , deviations from speed limits through  $\dot{\xi}$ , and uncomfortable and ecologically inefficient maneuvers through  $\ddot{\xi}$  and  $\ddot{\xi}$  (for  $\omega = 3$ ).

The key simplifications of (2), called here the *Euler–Lagrange model* (ELM), are:

- ▷ Trajectories can only be rated based on local properties, through  $p$ . It is generally impossible, for example, to optimize the relative position of several isolated points along a trajectory.
- ▷ Trajectories can only be rated based on their local, finite Taylor expansion. Properties not expressible in this form, as well as discontinuities up to  $d^w/(dt)^w \xi$ , cannot be considered.

The gain from the above limitations is that the optimization of ELMs is well-understood due to their long-standing applications in the physics of particle trajectories. In particular, they allow to analytically define the variational equivalent of the gradient  $\nabla \mathcal{P}$ , known as the *first variation*, such that  $\nabla \mathcal{P}|_{\xi^*} \equiv 0$  (which is known as the *Euler–Lagrange equation*, hence the name).  $\nabla \mathcal{P}$  can be used in iterative gradient descent methods, and, along with an analogous definition of a Hessian  $\nabla^2 \mathcal{P}$ , with variants of sequential quadratic programming (SQP, [7, 12]). In this case, trajectories  $\xi$  are not considered analytically, but instead as a sequence of some  $T + 1$  discrete points, spaced with  $\Delta t = (t_2 - t_1)/T$ . However, as with common vector optimization, the iterative optimization of trajectories is prone to several pitfalls, detailed in [11]. The most relevant are, in short:

- ▷ Iterative optimization can get stuck in local optima that are not the global optimum (as shown in Fig. 1), or even just stationary points. In this case, the solution depends critically on the “initial guess”.
- ▷ The optimization result can depend sensitively and counterintuitively on the choice of the “initial guess”, as well as on optimization parameters such as step size or step direction.
- ▷ It can take arbitrarily long to converge or even diverge. This is particularly problematic in real-time applications that have a sharp limit on the computation time.
- ▷ Enforcement of hard constraints is generally possible, but cannot be guaranteed for arbitrary constraints.

Whether or not these issues arise in a given application depends very much on the problem layout. For the particular application of automated driving, this paper will show in Sec. 3, that even for simple and common traffic situations, and under rather general assumptions concerning the problem layout, local optima may be plentiful and can present a hazardous challenge for iterative optimizers.

## 2.2 From Euler–Lagrange Models to Hidden Markov Models

To address the issues of local, iterative optimization, [1] presents a method to transform ELMs to *Hidden Markov Models* (HMMs), which allows to apply methods from HMMs, in particular *global* optimization, to ELMs. [1] demonstrates that HMMs and ELMs are dual in the sense that both models make the same set of simplifying assumptions, and thus HMMs can be considered the discrete version of ELMs. This section will outline the key aspects of the transformation, and describe briefly, why the formulation as an HMM is considered advantageous.

HMMs are probabilistic graphical models, and an extension of *Markov chains*. They describe a probabilistic state machine that starts in a random state  $x \in X$  based on a starting probability  $p(x \leftarrow \cdot)$ , and transitions—over discrete time steps  $\tau$ —at random between states  $x \in X$ , based on *transition probabilities*  $p(x_j \leftarrow x_i | x_i)$ . While in each state, the automaton randomly emits a single *symbol*  $\varsigma$  from a given set  $\Sigma$ , based on an *emission probability*  $p(\varsigma | x_i)$  which differs between the states. Now, the most common

application of this model is to consider a sequence  $\sigma = [\sigma_1, \dots, \sigma_T]^\top$  ( $\sigma_t \in \Sigma$ ) of emitted symbols *known*, and the sequence of underlying states  $\xi = [\xi_1, \dots, \xi_T]^\top$  ( $\xi_t \in X$ ) *unknown*. While in general no symbol  $\sigma_t$  uniquely defines  $\xi_t$ , the differing emission probabilities make certain states at a given time  $t$  more likely than others, given  $\sigma_t$ ; the transition probabilities in turn decide whether a sequence is possible and likely in itself.

The most likely sequence of states  $\xi^*$  given a sequence of observed symbols  $\sigma$  is then the  $\xi$  to maximize the following expression:

$$p(\xi|\sigma) \propto p(\xi, \sigma) = \left( \prod_{\tau=1}^T p(\sigma_\tau|\xi_\tau) \cdot p(\xi_\tau \leftarrow \xi_{\tau-1} | \xi_{\tau-1}) \right) \cdot p(\sigma_0|\xi_0) \cdot p(\xi_0 \leftarrow \cdot), \quad (3)$$

The key simplification of the HMM is to assume the transition and emission probabilities to be dependent only on the current state (the *Markov property*), and thus to compose the total probability as an accumulation of local probabilities. [1] shows that the set of given probability distributions, in particular  $p(x_j \leftarrow x_i | x_i)$  and  $p(\varsigma | x_i)$ , corresponds to the Lagrangian  $\mathcal{p}$  in an ELM. A particularly intuitive case of a transformation can be given for a Lagrangian of the form

$$\mathcal{p}(x, \dot{x}, t) = \mathcal{p}_1(x, t) + \mathcal{p}_2(x, \dot{x}), \quad (4)$$

which allows for the following transformation to the relevant probabilities of the HMM,

$$p(x_j \leftarrow x_i | x_i) = \frac{1}{Z_2} \exp \left( -\mathcal{p}_2 \left( x_j, \frac{x_j - x_i}{\Delta t} \right) \right) \quad \text{and} \quad p(\sigma_\tau | x_i) = \frac{1}{Z_1} \exp \left( -\mathcal{p}_1(x_i, \tau \Delta t + t_1) \right), \quad (5)$$

which in turn directly yield the following correspondence between optima in the resulting HMM, and optima in the original ELM:

$$\arg \max_{\xi \in \Xi} p(\xi|\sigma) = \arg \min_{\xi \in \Xi} \mathcal{P}[\xi] = \xi^* \quad \text{and} \quad p(\xi^*|\sigma) = \frac{1}{Z} \exp(-\mathcal{P}[\xi^*]) \quad (6)$$

In the above transformation, which is based on the *Boltzmann distribution* from statistical mechanics, the constants  $Z, Z_1, Z_2$  serve to establish proper probabilities and are uniquely determined by the problem; they also can be ignored in practical applications, as they do not affect the location of the minima in (6). The transformation connects the sequence of points in an ELM to the sequence of states in an HMM; the limited, local Taylor expansion used in the Lagrangian  $\mathcal{p}$  to the limited, local Markov memory; the time-dependence of  $\mathcal{p}$  to the time-dependence introduced by the HMM emissions; and the integral (or sum) of local Lagrangians  $\mathcal{p}$  to the multiplication of local probabilities. [1] shows that ELMs with arbitrary Lagrangians can be transformed into HMMs, however the models discussed here already lend to the simplification as in (4), if generalized states (consisting of locations, velocities and further derivatives) are used, as is common in variational optimization. The conversion of a given ELM to an HMM has the following main consequences:

▷ The original ELM can be optimized through the *Viterbi algorithm*, which finds the global optimal sequence of states (i.e. the trajectory  $\xi$ ) in a fixed number of steps. As the search is exhaustive, the computation time of an HMM ( $\mathcal{O}(T \cdot |X|^2)$ ) is generally slower than for the equivalent ELM (which is equally linear in  $T$  but does not depend on  $|X|$ ) for large state spaces; however the computation time of iterative solvers de-

pends on the concrete values in the problem and can grow arbitrarily large even for a fixed problem size ( $\mathcal{O}(\infty)$ ). Furthermore, the fixed number of computation steps allows for an efficient hardware implementation of an HMM, while iterative ELM solvers require dynamic computation times.

▷ The free parameters to the Viterbi algorithm are the choice of a discretization of  $X$  (and of  $T$ , as in the ELM). Compared to

the free parameters in iterative optimization (“initial guess”, step size and direction, termination criteria, see Sec. 2.1), these parameters are considered considerably more intuitive and less delicate in their effect on the result. However, as the computation time scales with  $|X|^2$ , the state space must still be chosen carefully.

▷ The respective algorithms can be parallelized along a different problem dimension.

An ELM can compute the next iteration step largely in parallel over all  $T + 1$  time steps, but has to execute the iterations in sequence and does not scale with  $|X|$ . An HMM on the other hand must compute the  $T$  time steps in sequence, but can compute the entire state space  $X$  in parallel for each time step. The parallel capabilities available, and the size of the problem, thus can also affect the choice between ELM and HMM.

[1] shows HMMs to be real-time capable for automated driving tasks at a low resolution, and names three key applications of the transformation:

▷ HMMs can be used to directly optimize vehicle trajectories.

▷ HMMs can be used to provide initial guesses to an iterative optimizer at a low resolution, hopefully close to a global optimum. The iterative optimizer can then continue “smoothing” the trajectory at a finer resolution, based on the same optimization criteria.

▷ HMMs can be used to analyze given planning problems offline during research and development, when computation must not occur in real time. This is relevant since with iterative solvers, one can rarely be sure to have found the *global* optimum already, even with several initial guesses (see Fig. 5); the high-resolution HMM result can then be used to benchmark less expensive methods.

### 3 Practical Evaluation

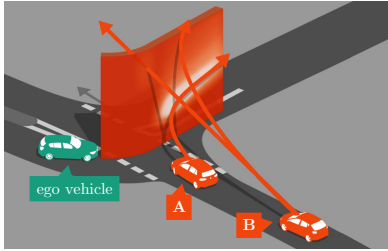
For any of the aforementioned applications, two main considerations determine whether the transformation from a particular problem in ELM form to an equivalent HMM is worthwhile: Does the problem have very few and/or priorly known and/or very similar optima? Can the iterative optimization be guaranteed to terminate in time? If both answers are “yes”, then there is little to be gained from a conversion to an HMM. [7] presents an approach that deliberately reduces the complexity of the situation to assure the existence of a single local and global optimum. However, we believe that arbitrary traffic situations cannot generally be reduced to this extent. This section will give several according examples. The focus is on an analysis of the local optima in traffic situations; some comments on execution times can be found in [1], but a serious comparison would require algorithms that are optimized to fully exploit their respective advantages; this debate is beyond the scope of this paper.

**The Optimization Goals** The basis for the evaluation is the ELM used in the *Situation Prediction and Reaction Control* (SPARC) approach (cf. [6]). We consider trajectories of world coordinates parametrized over time, and a Lagrangian of the form

$$p(\xi, \dot{\xi}, \ddot{\xi}, t) = p_{\text{in}}(\xi, \dot{\xi}, \ddot{\xi}) + p'_{\text{out}}(\xi, \dot{\xi}, t) + p''_{\text{out}}(\xi, \dot{\xi}, t), \quad (7)$$

where  $p_{\text{in}}$  denotes the *inner penalties* related to the geometry of the trajectory (sharp accelerations, high speeds in sharp curves),  $p'_{\text{out}}$  denotes the *primary outer penalties* related to expected risks of collisions at location  $\xi$  and time  $t$ , and  $p''_{\text{out}}$  denotes the *secondary outer penalties* related to non-vital interactions with the environment, such as traffic rule





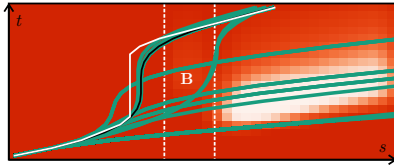
(a) Sketch of the situation with predicted risks.



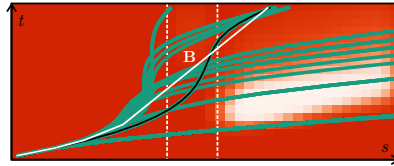
(b) Aerial view of the situation.



(c) Ground view of the situation. The front car A is indicating a right turn, the rear car B is not.



(d) Results for narrow spacing between A and B.

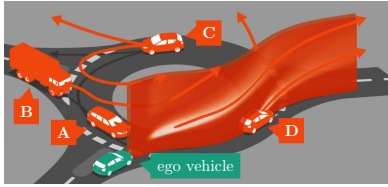


(e) Results for wide spacing between A and B.

Figure 2: Scenario 1: A left turn through oncoming traffic from Bannwaldallee into Griebbachstraße, Karlsruhe. Two variants are compared: Narrow spacing between the vehicles in (d) and wide spacing in (e). For both variants, the iterative solutions (green lines) include local minimum passing in between the cars, even though the risk in the narrow spacing is high (white map entries). There also exist local minima that pass the intersection before *both* cars, which are safe but highly uncomfortable due to relatively high speeds in a sharp curve. The best solution in (d) however is to wait for both cars, while in (e) the gap is wide enough to cross, as suggested by the HMM (white) and subsequently refined iteratively (black).

violations (such as exceeding speed limits or overtaking a car on the wrong side) or pot-holes.  $p_{in}$  is computed in a space-time volume of expected risks, based on predicted occupancy probabilities for other traffic participants and objects. All penalty terms are smooth and analytically differentiable, except for the predicted collision risks, which can be discontinuous. The only hard constraints are put on the physical limits of the ego vehicle, such as maximal and minimal accelerations and velocities. The prediction principles are based on the descriptions in [9]; however, as is argued here and indicated in Fig. 1, the existence of multiple optima is not an artifact of specific prediction methods, but rather the fundamental nature of and sufficiently complex traffic situations.

**The Optimization Methods** Each scenario compares the result of the HMM, based on the principles laid out in [1], to the results obtained from the MATLAB constrained optimization function *fmincon*, which is an iterative local optimizer based on sequential



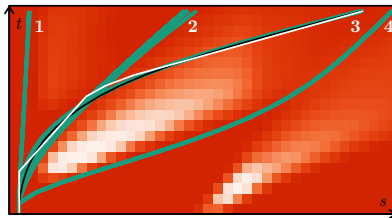
(a) Sketch of the situation with predicted risks.



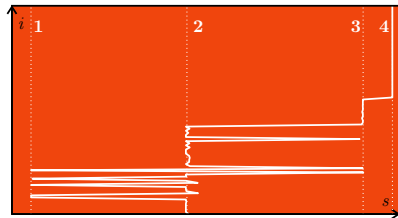
(b) Aerial view of the situation.



(c) Ground view of the situation. The ego vehicle wants to leave at the first exit, following D.



(d) Results with numbered endpoint clusters.

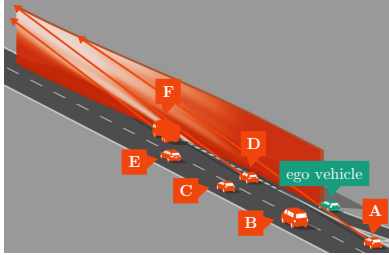


(e) Endpoint jumps over initial guess index.

Figure 3: Scenario II: A roundabout between Raffineriestraße, DEA-Sholven-Straße and Esso-Straße outside of Karlsruhe. In Tab. 1, this scenario stands out as having the highest  $J_{\text{end}}$ , indicating that the obtained local minima jump randomly with the initial guesses. In between initial guesses converging to endpoint 2, there are many guesses converging to 1 and 3. It is thus hard to predict the  $\xi_{\text{ELM}}^{(i)}$  from a given  $\xi_{\text{ELM}}^{(i)}$ , as very small changes can have significant impacts. Table 1 also shows that the discretization of the HMM in this scenario has the most notable effect: The ELM using the HMM result as an initial guess is able to improve the HMM result by about 30%.

quadratic programming (SQP), using *line search* and *active set* or *interior point methods* for constraint enforcement (cf. [12] for details). The maximum number of iterations was set to 800, and the iterative optimization was started from a series of approximately 100 “initial guesses” (each accelerating the car to a different speed and keeping the speed constant from then on), which converged to several local optima. The iterative results should be considered in view of the fact that *fmincon* is an advanced optimizer; less sophisticated methods can get stuck in considerably more optima, and have trouble enforcing the imposed hard constraints.

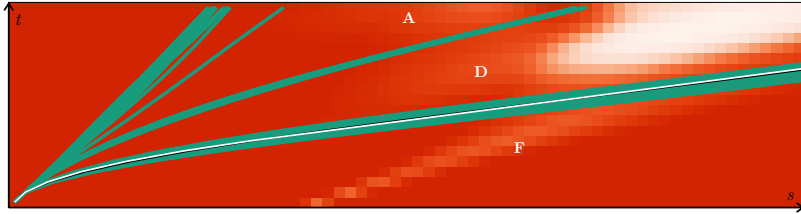
**The Scenarios** The scenarios presented here are based on aerial images gathered in the vicinity of Karlsruhe. For easier reference, each scenario is provided with a ground view of the situation, with a sketch showing the involved participants (not to scale) and with the space-time map of the predicted occupancy probabilities.



(a) Sketch of the situation with predicted risks.



(b) Ground view of the situation.



(c) Results with car indices. Merging between **A** and **D** has an increased risk, as **B** might merge here. The optimal solution is to merge behind **F**. Several local optima suggest to not leave the ramp at all.

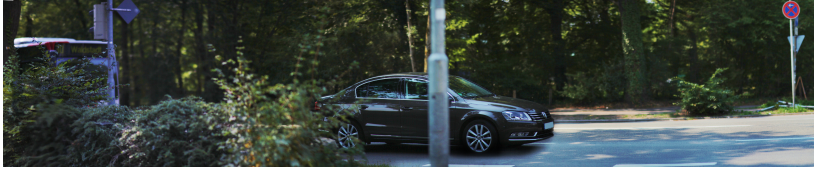
Figure 4: Scenario III: Entering the L605 highway from Oberreut, outside of Karlsruhe. Table 1 shows that this scenario has local optima of very different quality, yet, due to the very structured environment with all surrounding cars driving at a very similar speed, the local optima are continuously traversed and found by the initial guesses, with hardly any jumps on the endpoints. Coincidentally, the discretization of the HMM in this scenario matches the requirements of the situation so well that even the iterative solver can hardly improve its solution. This, however, does not hint at a general rule.

The scenarios provided in this section assume a fixed path, and thus only optimize the timing along the path. This simplification was chosen to allow for a more obvious visual representation, but presents no principal limitation to the approach (a general discussion of longitudinal and lateral planning can be found in [11]). Only those scenarios are shown where the lateral planning options are limited by the nature of the scenario; however, even these cases are challenging for iterative optimization. In multidimensional planning, the number and diversity of local optima increases further.

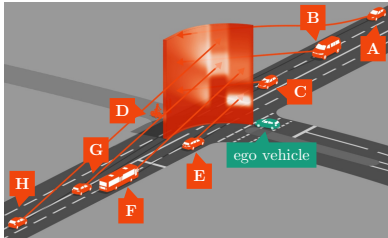
**The Metrics** To evaluate the scenarios in terms of the topology of local optima and of the effort for the respective solvers, we establish the following variables and metrics that will be given in the corresponding figures. To facilitate the understanding, we have normalized the time index to  $t \in [0, 1]$  and the space scale to  $\xi \in [0, 1]$  respectively, and the penalties such that the penalty of  $\xi_{\text{HMM}}$ , the trajectory obtained directly by the HMM, is  $\mathcal{P}_{\text{HMM}} = 1$ . Thus, an iterative ELM solution yielding  $\mathcal{P}_{\text{ELM}} = 1.5$  will be 50 % worse in terms of optimality than the HMM solution.

$\triangleright \xi_{\text{ELM}}^{(i)}$  and  $\xi_{\text{ELM}}^i$ : The  $i$ -th “initial guess”, and the trajectory to which the iterative solver converges from that guess.

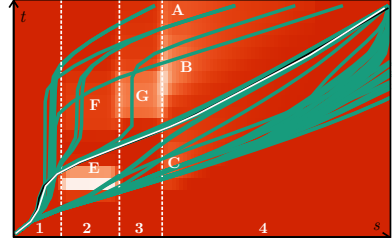
$\triangleright \xi_{\text{ELM}}^{(*)}$  and  $\xi_{\text{ELM}}^*$ : The best initial guess and the trajectory it converges to, which has the lowest  $\mathcal{P}$  obtained from any ELM guess.



(a) Ground view (cont'd on the next page). The bus is expected to turn right with high probability.



(b) Sketch of the situation with predicted risks.



(c) Results with marked lane locations and cars.

Figure 5: Scenario IV: The intersection of Adenauerring and Am Fasanengarten in Karlsruhe. Strikingly in Tab. 1, this scenario poses the greatest challenge to the iterative optimizer. 90 % of the iterative trajectories are worse than the HMM result by 100 %, some even by more than 400 %. This is mostly due to the high complexity of the maneuver, crossing three lanes and including locations where collisions with more than one vehicle are expected (in between lanes). The scenario however also differs from the previous ones in that it is the only where trajectories with similar endpoints have significantly different penalty values. Hence, even though the moderate  $J_{\text{end}}$  indicates (correctly) that the trajectories mostly vary smoothly with the initial guesses,  $J_P$  is highest in this scenario by far. The reason for this is that here, more than in any other scenario, very undesirable local minima and relatively safe local maxima are densely packed. There is, for example, a local minimum that chooses to likely collide with **G**, because it only sees the alternatives of colliding with **G** and **F** or **B**. None of the initial guesses exactly finds the global optimum found by the HMM.

$\triangleright \xi_{\text{HMM} \rightarrow \text{ELM}}$ : The trajectory found by the iterative solver when using  $\xi_{\text{HMM}}$  as the initial guess.

$\triangleright I_{\text{ELM}}^*$ : The number of iterations required to converge from  $\xi_{\text{ELM}}^*$  to  $\xi_{\text{ELM}}^*$ .

$\triangleright I_{\text{ELM}}^{\min}, I_{\text{ELM}}^{\max}, \langle I_{\text{ELM}} \rangle, \text{med}(I_{\text{ELM}})$ : The minimum, maximum, mean and median number of iterations from  $\xi_{\text{ELM}}^{(i)}$  to  $\xi_{\text{ELM}}^i$ , over all  $i$ .

$\triangleright I_{\text{HMM} \rightarrow \text{ELM}}$ : The number of iterations required to converge from  $\xi_{\text{HMM}}$  to  $\xi_{\text{HMM} \rightarrow \text{ELM}}$ .

$\triangleright \mathcal{P}_{\text{ELM}}^i = \mathcal{P}[\xi_{\text{ELM}}^i]$ : The penalty value to which the iterative solver converged from the  $i$ -th initial guess.

$\triangleright \mathcal{P}_{\text{HMM} \rightarrow \text{ELM}}$ : The penalty value obtained by

using the solution found by the HMM as an initial guess to the iterative solver.

$\triangleright \min_i \mathcal{P}_{\text{ELM}}^i, \max_i \mathcal{P}_{\text{ELM}}^i, \langle \mathcal{P}_{\text{ELM}} \rangle, \text{med}(\mathcal{P}_{\text{ELM}}), \sigma(\mathcal{P}_{\text{ELM}})$ : The minimum, maximum, mean, median and standard deviation of  $\mathcal{P}_{\text{ELM}}^i$  over all  $i$ . This hints at the probability distribution for obtaining a certain penalty value by trying out initial guesses at random.

$\triangleright p_n\%$ : The probability of the iterative solver achieving an  $n\%$  worse penalty result than the direct HMM result.

$\triangleright J_P = \sum_i |\mathcal{P}_{\text{ELM}}^i - \mathcal{P}_{\text{ELM}}^{(i-1)}|$ : The absolute amount of jumps of penalty values obtained from consecutive initial guesses. As the initial guesses are continuous in trajectory space, a large number of jumps between con-



Figure 5a (cont'd from previous page).

secutive results indicates a very diverse arrangement of optima.

$\triangleright J_{\text{end}} = \sum_i |\xi(1)^i - \xi(1)^{(i-1)}| / (\max_j \xi(1)^j - \min \xi(1)^j)$ : The absolute amount of jumps in the obtained endpoints from consecutive initial guesses, divided by the largest distance of endpoints. As most local optima vary in their endpoints in the examples provided here, jumps in these endpoints indicate that the solver jumped to another local optimum altogether. As the initial guesses are continuous in trajectory space, it would

be expected that the total number of jumps equals the distance from the “leftmost” to the “rightmost” locally optimal endpoint, as the iterative optimizer slips from one local optimum to the next. Instead, however, the optimizer may not converge to an optimum close to the initial guess, but instead to more remote optima. If this metric is 1, the iterative solutions vary orderly with the initial guesses. The higher this metric, the less  $\xi_{\text{ELM}}^{(i)}$  can be predicted from  $\xi_{\text{ELM}}^{(i)}$ . An example of this case is found in Fig. 3 / scenario II.

### 3.1 Discussion

The evaluation of scenarios is given in detail in Figs. 2–5. In each case, the approximately 100 solutions found by the iterative optimizer are shown in green, the solution found by the HMM is shown in white, and the iteratively refined HMM solution is shown in black. A full presentation of the quantitative results is given in Tab. 1. The analysis confirms the basic assumption that the iterative optimizer has difficulty finding the global solution through initial guesses. The HMM approach reliably finds solutions in all four scenarios that are, given the discretization, as close as possible to the global optimum, and—with the exception of scenario II—always within 10% of its value. If the solution of the HMM is further refined by the iterative solver, the result is in all cases the best solution that is found by any method applied here.

Even though the scenarios were intentionally chosen to be mostly common situations of low complexity, they reveal some of the main problems associated with iterative optimization: Plentiful optima of very different quality (scenarios I and IV), unpredictable convergence from the initial guess (scenario II) and lack of convergence even after many iterations (scenarios II and IV). An effect that was notably absent was the violation of hard constraints, which were enforced successfully in all cases by *fmincon*. On the other hand, it can be stated that scenario II posed a notable challenge to both optimization methods and certainly merits further attention. Detailed descriptions of the particular effects can be found in the respective figures.

## 4 Conclusion and Outlook

This paper has provided a deeper insight into the situation of local space–time trajectory optima in several real-world traffic situations. Maneuvers to which local iterative optimization methods, such as SQP, may converge, were compared to global optima which are obtained by transforming the variational formulations into an equivalent HMM. The results show that even for very simple and common traffic situations, the scattered distribution of local optima can play a significant role in trajectory optimization. Free parameters in iterative solvers have a significant impact on the solution—at times even more than the actual problem structure. The evaluation indicates that the HMM approach is able to find optima deterministically and in fixed time that are very close to the best solutions found by iterative solvers in unlimited time. It also suggests that global optimization of very general environment models of automated driving is feasible in real time. The most promising implementation of the HMM-based approach is a hardware implementation, such as on an FPGA (cf. [1]); it thus must be demonstrated that such an implementation is able to produce solutions in real time.

Several solutions were recently proposed to address the issue of local optima, in particular [8] and [1]. While the transformation to an HMM, as in [1], can provide global optimization for arbitrary ELMS, highly structured models as in [8] are certainly more efficiently solved by other means. The models proposed in [1, 11] and discussed here are based on the assumption that environment models may (need to) evolve and become more complex and more stochastic, in which case it is considered inefficient at a certain point to develop specialized solvers for every new environment model, and instead apply a solver that can handle arbitrary problems of a more general form. Whether abstract and structured environment models, or fuzzy, stochastic models as used here are better suited for automated driving remains an open question.

## References

- [1] J.R. Ziehn, M. Ruf, B. Rosenhahn, D. Willersinn, J. Beyerer, and H. Gotzig. Correspondence between Variational Methods and Hidden Markov Models. In *Proceedings of the 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seoul, June 2015.
- [2] M. Buehler, K. Iagnemma, and S. Singh. *The 2005 DARPA Grand Challenge: The Great Robot Race*. Springer Tracts in Advanced Robotics. Springer, 2007.
- [3] S. Russell and P. Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall, 3rd edition, 2003.
- [4] M. Werling, Ph. Reinisch, and K. Gresser. Kombinierte Brems-Ausweich-Assistenz mittels nichtlinearer modellprädiktiver Trajektorienplanung für den aktiven Fußgängerschutz. In K. Dietmayer et al., editors, *8. Workshop Fahrerassistenzsysteme – FAS2012*, pages 77–86, September 2012.
- [5] J.R. Ziehn. Energy-based collision avoidance for autonomous vehicles. Master’s thesis, Leibniz Universität Hannover, Germany, October 2012.
- [6] M. Ruf, J.R. Ziehn, B. Rosenhahn, J. Beyerer, D. Willersinn, and H. Gotzig. Situation Prediction And Reaction Control (SPARC). In B. Färber et al., editors, *9. Workshop Fahrerassistenzsysteme – FAS2014*, pages 55–66, March 2014.

	Scenario Ia	Scenario Ib	Scenario II	Scenario III	Scenario IV
PENALTY DISTRIBUTION (colored in relation to the <i>column</i> minima and maxima)					
$\mathcal{P}_{\text{HMM}}$	1	1	1	1	1
$\mathcal{P}_{\text{HMM} \rightarrow \text{ELM}}$	0.92	0.94	0.77	1.00	0.98
$\min_i \mathcal{P}_{\text{ELM}}^i$	0.92	0.94	0.77	1.00	1.26
$\max_i \mathcal{P}_{\text{ELM}}^i$	3.91	3.81	1.29	2.52	5.13
$\langle \mathcal{P}_{\text{ELM}} \rangle$	1.13	1.15	1.18	1.77	3.34
$\text{med}(\mathcal{P}_{\text{ELM}})$	1.01	1.04	1.23	2.52	2.73
$\sigma(\mathcal{P}_{\text{ELM}})$	0.54	0.48	0.18	0.76	1.09
SOLUTIONS INFERIOR TO HMM (colored in relation to <i>row</i> minima and maxima)					
$p_{0\%}$	0.81	0.85	0.84	0.51	1.00
$p_{10\%}$	0.08	0.11	0.84	0.51	1.00
$p_{30\%}$	0.08	0.11	0.00	0.51	0.90
$p_{50\%}$	0.07	0.09	0.00	0.51	0.90
$p_{100\%}$	0.05	0.04	0.00	0.51	0.90
ITERATION COUNTS (colored in relation to <i>row</i> minima and maxima)					
$I_{\text{HMM} \rightarrow \text{ELM}}$	66.00	91.00	105.00	15.00	185.00
$I_{\text{ELM}}^{\min}$	33.00	33.00	52.00	25.00	79.00
$\langle I_{\text{ELM}} \rangle$	58.01	55.16	130.04	63.66	252.58
$\text{med}(I_{\text{ELM}})$	49.00	49.00	110.00	62.00	206.00
$I_{\text{ELM}}^{\max}$	137.00	104.00	> 800.00	169.00	> 800.00
$I_{\text{ELM}}^*$	67.00	96.00	100.00	71.00	215.00
PREDICTABILITY METRICS (colored in relation to <i>row</i> minima and maxima)					
$J_{\mathcal{P}}$	9.54	10.06	6.71	5.05	27.67
$J_{\text{end}}$	2.57	2.46	7.17	1.44	2.15

Table 1: Metrics for the evaluation presented in Sec. 3; the metrics are defined there.

- [7] J. Ziegler, P. Bender, T. Dang, and C. Stiller. Trajectory planning for Bertha – A local, continuous method. In *Proceedings of the 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Dearborn, pages 450–457, June 2014.
- [8] Ph. Bender, Ö. S. Tas, J. Ziegler, and Ch. Stiller. The combinatorial aspect of motion planning: Maneuver variants in structured environments. In *Proceedings of the 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seoul, June 2015.
- [9] M. Ruf, J.R. Ziehn, D. Willersinn, B. Rosenhahn, J. Beyerer, and H. Gotzig. A Continuous Approach to Autonomous Driving. In *Vehicle and Infrastructure Safety Improvement in Adverse Conditions and Night Driving (VISION)*, Versailles, October 2014.
- [10] B. Van Brunt. *The Calculus of Variations*. Springer, 2010.
- [11] M. Ruf, J.R. Ziehn, D. Willersinn, B. Rosenhahn, J. Beyerer, and H. Gotzig. Global Trajectory Optimization on Multilane Roads. In *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, September 2015.
- [12] J. Nocedal and S. Wright. *Numerical Optimization*. Springer, 2006.





# Vom reaktiven zum taktischen Trajektorienplaner

Janek Hudecek\* und Lutz Eckstein†

**Zusammenfassung:** Der Beitrag stellt ein Verfahren zur Trajektorienplanung vor, das basierend auf einem beliebigen Fahrzeugmodell ohne Approximierung der Zustandsübergänge auskommt und so eine präzise Planung ermöglicht. Hierzu wird ein Optimalsteuerungsproblem formuliert, welches die kontinuierliche Überwachung von Nebenbedingungen gestattet. Um die Lösung des Problems in Echtzeit, es wird eine Zykluszeit von 20 ms angenommen, zu ermöglichen, wird eine Methodik vorgestellt, die die Dimension des Problems im Vergleich zu bisherigen Lösungen reduziert und die benötigte Zeit somit minimiert. Nach der Einführung dieser Methodik werden Details zu den konkreten Nebenbedingungen und der Kostenfunktion gegeben. Der Beitrag schließt mit der Vorstellung bisheriger Ergebnisse sowie einem Ausblick auf zukünftige Arbeiten.

**Schlüsselwörter:** Funktionsarchitektur, Heterogeneous Computing, Optimalsteuerung, Trajektorienplanung

## 1 Einleitung

Die Planung von Fahrtrajektorien ist ein zentraler Bestandteil des hochautomatisierten Fahrens. Die Aufgabe besteht darin, eine Steuerfunktion zu finden, mit der das Fahrzeug von seinem aktuellen Zustand auf sicherem und komfortablem Weg in einen Zielzustand überführt werden kann. Hierbei müssen sowohl Gegebenheiten aus dem Umfeld, definiert durch den Straßenverlauf, Hindernisse und Verkehrsteilnehmer, als auch kinematische und dynamische Einschränkungen des Fahrzeugs beachtet werden. In der Forschung und Entwicklung finden sich zahlreiche Ansätze zur Lösung dieses Problems, wobei jeweils spezifische Vor- und Nachteile bestehen. In den meisten Fällen wird zur Lösung ein Optimierungsproblem aufgestellt, welches entweder iterativ oder durch Diskretisierung und Suche nach dem Optimum gelöst wird.

Unabhängig von der Algorithmik basieren die meisten Planer auf dem gleichen Konzept: Statt die Steuerfunktion direkt zu ermitteln, werden Zwischenzustände gesucht, die das Fahrzeug der Reihe nach anfährt. Unterschiede finden sich vor allem in der Generierung dieser Zustände sowie in der Berechnung der Steuerfunktion, die benötigt wird, um den jeweiligen Zustandsübergang zu realisieren. Bei diskreten Verfahren werden die Zustände über Raster erstellt [8, 11], bei numerischen Verfahren werden sie durch die Optimierungsparameter beschrieben [3, 10]. Durch die fehlende Möglichkeit der analytischen Bestimmung der benötigten Steuerfunktion bei Verwendung nichtlinearer Fahrzeugmodelle muss diese approximiert werden, um die Nebenbedingungen zu überprüfen. Beispiele

---

\*Janek Hudecek verantwortet am Forschungsinstitut Kraftfahrwesen mbH Aachen (fka) die Themen Optimalsteuerungen und heterogene Systeme (e-mail: hudecek@fka.de).

†Prof. Lutz Eckstein leitet das Institut für Kraftfahrzeuge der RWTH Aachen University (ika).

möglicher Approximationen sind dabei Linearisierungen [10, 3], die Trennung von lateralen und longitudinalen Bewegungen [9] oder die Vorabberechnung und Interpolation über Lookup-Tabellen zur Laufzeit [2].

Durch die Approximation der Fahrzeugmodelle sind die bisherigen Verfahren weitestgehend auf kinematisch geprägte Fahrmanöver beschränkt – für die Planung von Fahrten im fahrdynamischen Grenzbereich sind sie nur bedingt einsetzbar. Bei Verwendung von Lookup-Tabellen steigt der Bedarf an Speicherplatz mit der Anzahl an Zustandsparametern exponentiell an. Wird der Zustandsraum diskretisiert, kann die gefundene von der optimalen Lösung stark abweichen. Weiterhin werden bislang Randbedingungen nicht kontinuierlich, sondern lediglich an festgelegten Stellen überprüft.

Um sämtliche Dynamikbereiche abdecken zu können und den Lösungsraum nicht vorab einzuschränken, weicht der hier vorgestellte von existierenden Ansätzen ab. Statt den Zwischenzuständen wird direkt die Steuerfunktion gesucht, die Zwischenzustände über die hinterlegte Beschreibung der Systemdynamik berechnet. Der Ansatz formuliert hierfür ein Optimalsteuerungsproblem (OCP), wodurch sich ferner Zustandsbeschränkungen kontinuierlich überwachen lassen.

Um die Lösung des OCPs zu beschleunigen, wird in Abschnitt 2 eine allgemeine Methodik vorgestellt, die die Dimension des resultierenden Gleichungssystems reduziert. Danach werden in Abschnitt 3 Details der konkreten Umsetzung erläutert. In Abschnitt 4 werden Simulationsergebnisse des implementierten Planers präsentiert. Der Beitrag schließt mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick auf ausstehende Arbeiten.

## 2 Lösung des Optimalsteuerungsproblems

Formal ist ein OCP durch die folgende Definition gegeben [1]: Gesucht ist eine Steuerfunktion  $\mathbf{u}(t)$ , welche das Kostenfunktional

$$J = \varphi(\mathbf{x}(t_0), \mathbf{x}(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} j(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) dt$$

unter den Differentialgleichungsnebenbedingungen

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t), \quad t_0 \leq t \leq t_f$$

sowie den Steuer- und Zustandsbeschränkungen

$$C(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) \leq 0, \quad t_0 \leq t \leq t_f$$

und den Randbedingungen

$$\psi(\mathbf{x}(t_0), \mathbf{x}(t_f)) = 0$$

minimiert. Zur numerischen Lösung dieser Problemklasse existieren indirekte und direkte Verfahren, wobei im Folgenden nur auf die Letzteren eingegangen wird.

Direkte Verfahren reduzieren das OCP auf ein endlich-dimensionales Problem, indem sie zum einen den Suchraum für die Steuerfunktion  $\mathbf{u}$  durch die Vorgabe einer zu parameterisierenden Funktion beschränken, zum anderen das Kostenfunktional  $J$  durch eine

Funktion approximieren. Als weitere Vereinfachung wird die Überprüfung der Nebenbedingungen nur an einer begrenzten Anzahl an Stellen durchgeführt. Zur Lösung resultierenden Problems existieren zwei Ansätze: Schießverfahren<sup>1</sup> und direkte Kollokation<sup>2</sup>. Beide Verfahren erstellen ein nichtlineares Programm unter Nebenbedingungen (NLP) und führen anschließend eine Parameteroptimierung der Steuerfunktion durch. Während bei den Schießverfahren nach einer initialen Schätzung der Parameter von  $\mathbf{u}$  die Zwischenzustände  $\mathbf{x}(t_i)$  basierend auf dem Startzustand ermittelt werden müssen, stellen die Zwischenzustände  $\mathbf{x}(t_i)$  bei der direkten Kollokation zusätzliche Parameter dar; der weitere Verlauf von  $\mathbf{x}$  wird hierbei durch eine Interpolation approximiert. Die Einhaltung der Differentialgleichungsnebenbedingungen muss somit als zusätzliche Nebenbedingung formuliert werden.

Die Dimension der resultierenden NLPs ist abhängig von der Schrittweite der Diskretisierung sowie der Anzahl an Bedingungen und Parameter. Im allgemeinen entsteht durch die Überführung ein dünn besetztes Gleichungssystem hoher Dimension, dessen Lösung in kurzer Zeit eine hohe Rechenleistung erfordert.

## 2.1 Reduzierung der Dimension des NLPs

Um die Berechnungszeit zu minimieren, wird statt der Aufnahme aller einzelnen Stützpunkte lediglich ein Maß  $A$  für die Verletzung der jeweiligen Beschränkung auf dem vollständigen Intervall als Nebenbedingung gefordert. Die kontinuierlichen Beschränkungen lassen sich somit als einzelne Randbedingung formulieren, die Dimension des NLPs wird um einen Faktor entsprechend der Anzahl an Stützpunkten im Ursprungssystem reduziert. Zur Verbesserung des Konvergenzverhaltens kann zusätzlich explizit die Einhaltung an dedizierten Stellen gefordert werden. Die Anzahl dieser Stellen kann durch die Filterfunktion gering gehalten werden.

Um eine stabile und schnelle Lösung des NLPs zu gewährleisten, müssen alle Funktionen die Bedingung  $F \in C^2$  erfüllen. Für die benötigte Metrik wird daher eine kontinuierliche Filterfunktion  $A$  mit begrenzten Gradienten eingesetzt. Für jeden Zustand wird festgelegt, ab wann dieser als kritisch ( $x_{\text{critical}}$ ) und ab wann als unzulässig ( $x_{\text{invalid}}$ ) gilt; innerhalb dieser Grenzen steigt der Funktionswert von  $A$  von 0 auf 1 an. Über den kritischen Bereich hinaus verläuft die Funktion linear steigend, der Gradient ist dabei abhängig von der Intervallbreite  $|x_{\text{invalid}} - x_{\text{critical}}|$ .

In das NLP wird schließlich die Ungleichungsbedingung  $C = \int_{t_0}^{t_f} A(x(t)) \leq T$  aufgenommen, wobei  $T$  ein Toleranzparameter ist, über den sichergestellt wird, dass sobald ein unzulässiger Funktionswert erreicht wurde, die Bedingung nicht mehr erfüllt ist, kritische Bereiche jedoch in Maßen toleriert werden. Abbildung 1 zeigt den Verlauf einer beispielhaften Filterfunktion und ihres Gradienten.

## 2.2 Steuerfunktion

Ziel des reduzierten Problems ist die Optimierung der Parameter einer gegebenen Steuerfunktion  $\mathbf{u}$ . Der Lösungsraum für  $\mathbf{u}$  hängt dabei von der Funktion  $P: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathcal{U}$ , also

<sup>1</sup>Shooting-Methods

<sup>2</sup>Direct Collocation/Direct Transcription

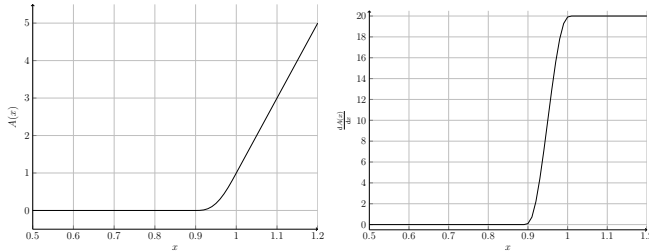


Abbildung 1: Verlauf einer Filterfunktion mit zugehörigem Gradienten für  $x_{\text{critical}} = 0.9$  und  $x_{\text{invalid}} = 1$ .

der Abbildung der Parameter auf die konkrete Steuerfunktion ab. Im vorgestellten Ansatz dient ein Spline als Basis für  $\mathbf{u}$ , der über Polynome fünften Grades zusammengesetzt wird.

Die Parameter werden als Funktionswerte des Splines an äquidistanten Stützstellen interpretiert, die Form des Splines kann durch die, aus dem hohen Grad der verwendeten Polynome resultierende, hohe Anzahl an Freiheitsgraden angepasst werden. Das Optimierungskriterium der Interpolation kann dabei situationsabhängig gewählt werden, um so z. B. einen besonders glatten Verlauf oder die Minimierung von Überschwüngen zu erreichen (vgl. [4]).

### 3 Formulierung des Optimalsteuerungsproblems

Wie in Abschnitt 2 beschrieben, definiert sich das OCP durch eine Kostenfunktion, den Systemzustand, die Zustandsübergänge sowie die Randbedingungen. Im Folgenden wird deren konkrete Formulierung beschrieben.

#### 3.1 Systemzustand und -übergänge

Die Implementierung als Optimalsteuerungsproblem erlaubt die Verwendung beliebiger Differentialgleichungsbedingungen zur Modellierung der Systemübergänge. Auf diese Weise können Steuertrajektorien sowohl für kinematisch geprägte Szenarien, wie z. B. Parkvorgänge oder Fahren in der Stadt, als auch für hochdynamische Szenarien, z. B. zur Planung von Ausweichtrajektorien, berechnet werden. Die Bestandteile des Systemzustands  $\mathbf{x}(t)$  sind abhängig vom verwendeten Fahrdynamikmodell.

Zunächst kommt ein einfaches Einspurmodell zum Einsatz. Der Systemzustand ist hier durch  $\mathbf{x}(t) = [x, y, \psi, \kappa, \omega, \alpha]$ , also der Position und Orientierung des Fahrzeugs sowie der Bahnkrümmung inklusive zeitlicher Ableitungen, definiert; die Geschwindigkeit wird als konstant angenommen. Die Systemübergänge sind durch die Gleichungen (1) gegeben.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= v \cdot \cos \psi \\ \dot{y} &= v \cdot \sin \psi \\ \dot{\psi} &= \kappa, \quad \dot{\kappa} = \omega, \quad \dot{\omega} = \alpha \end{aligned} \tag{1}$$

### 3.2 Kostenfunktion

Um eine vom Fahrer akzeptierte Steuer- und damit Fahrtrajektorie zu berechnen, wird in der Kostenfunktion wie allgemein üblich die Minimierung von Querschleunigung und Ruck gefordert. Weiterhin soll das Fahrzeug nach Möglichkeit in der Mitte der Spur, bzw. entlang einer Referenzkurve  $\Gamma$  fahren. Gleichung 2 formalisiert die genannten Bedingungen.

$$J = \int_{t_0}^{t_f} w_{\kappa} \cdot \mathbf{x}^{\kappa}(t)^2 + \quad (2)$$

$$w_{\omega} \cdot \mathbf{x}^{\omega}(t)^2 +$$

$$w_d \cdot p(\|\Gamma^{xy}(\tilde{s}(t)) - \mathbf{x}^{xy}(t)\|) +$$

$$w_{\psi} \cdot (\Gamma^{\psi}(\tilde{s}(t)) - \mathbf{x}^{\psi}(t))^2 dt$$

$\mathbf{x}^x(t)$  bezeichnet eine Komponente des Fahrzeug-Zustandsvektors zum Zeitpunkt  $t$ ,  $\Gamma^x(\tilde{s}(t))$  eine Komponente des der Fahrzeugposition nächstgelegenen Punktes auf der über die Länge parametrisierten Referenzkurve. Da dieser Punkt im Allgemeinen nicht eindeutig bestimmt ist, erfolgt eine Ermittlung nach der in Abschnitt 3.4.3 erläuterten Methode. Die Funktion  $p$  bestraft ein Abweichen von der Referenz abhängig von der Entfernung, die Abweichung in der Orientierung geht quadratisch in den Strafterm ein. Durch die Faktoren  $w_x$  können die einzelnen Terme je nach Situation gewichtet werden. Eine zeitliche Abhängigkeit ist ebenfalls möglich, derzeit jedoch nicht implementiert.

### 3.3 Steuerfunktion

Als Steuerfunktion dient der Lenkwinkel  $\delta(t)$ . Die Einhaltung der kinematischen und dynamischen Grenzen kann über die in Abschnitt 2.1 vorgestellten Filterfunktionen sichergestellt werden. Da in (1) die Bahnkrümmung benötigt wird, muss der Lenkwinkel zunächst über  $\kappa = l/\tan \delta$  umgerechnet werden, wobei  $l$  den Radstand des Fahrzeugs bezeichnet. Der zusätzliche Aufwand gegenüber der direkten Verwendung von  $\kappa$  lohnt sich jedoch aufgrund verbesserter numerischer Stabilität.

Damit die Optimierung möglichst schnell konvergiert, wird ein guter Startwert benötigt. Im Kaltstart, also beim ersten Durchlauf der Optimierung, wird der Lenkwinkel zu 0 angenommen, die zurückzulegende Strecke wird anhand der euklidischen Distanz zwischen Start- und Endpunkt bestimmt. In den darauf folgenden Schritten kann die Optimierung warm, also bereits mit guten Schätzwerten, gestartet werden. Hierzu werden die Parameter aus der jeweils vorherigen Iteration um die Zykluszeit in die Zukunft prädictiert. Bei plötzlichem Auftauchen von Hindernissen liegt der Startwert weiter vom Optimum entfernt, so dass in diesen Fällen mehr Iterationen benötigt werden.

### 3.4 Zustandsbewertung

In der Zustandsbewertung wird die Einhaltung der Nebenbedingungen  $C_k$  des OCPs überprüft. Folgende Aspekte müssen berücksichtigt werden:

- Einhaltung kinematischer und dynamischer Grenzwerte: Über die in 2.1 beschriebene Filterfunktion kann die Einhaltung direkt überprüft werden.

- Kollisionsfreiheit: Zur Überprüfung der Kollisionsfreiheit müssen alle Zwischenpositionen mit zugehörigen Zeitpunkten bekannt sein. Für jeden Zeitpunkt wird überprüft, ob sich das Fahrzeug zum einen auf der Straße befindet, zum anderen mit keinem Objekt kollidiert.
- Abstand zur Referenzkurve  $\Gamma$ : Der für das Gütemaß benötigte Abstand zur Referenzkurve muss bestimmt werden.

Ein zentraler Aspekt bei der Zustandsbewertung sind die zugrunde liegenden Abstandsmetriken; die Berechnung ist dabei abhängig davon, ob der Abstand zu einem Objekt, einem Polygonzug oder einer Referenzkurve bestimmt werden soll.

### 3.4.1 Abstand zu Objekten

Erkannte Objekte werden als (zusammengesetzte) konvexe Polygone beschrieben. Als Abstandsmaß kommt eine pseudosemantische Metrik [5] zum Einsatz, welche außerhalb des Objekts durch den euklidischen Abstand, innerhalb durch den relativen Abstand zum Schwerpunkt des Polygons definiert ist. Damit das Abstandsmaß auch an den Eckpunkten zweifach stetig differenzierbar ist, werden Ecken mittels Polynom fünften Grades abgerundet, der Abstand kann somit nicht analytisch berechnet werden. Stattdessen wird dieser über die Länge  $\|\mathbf{x} - \mathbf{s}\|$ , bestimmt durch den Schnittpunkt  $S$  des Vektors vom Abrundungszentrum  $C$  der jeweiligen Ecke zur Referenzposition  $X$ , approximiert (siehe Abbildung 2). Für die folgende Beschreibung stellt  $x$  einen Wert im Ursprungskordinatensystem,  $\tilde{x}$  im transformierten System dar.

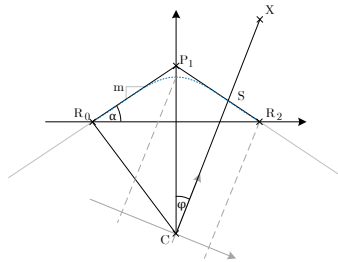


Abbildung 2: Skizzierung des Prinzips zur Abrundung der Polygonecken.

Anstelle der direkten Berechnung des Schnittpunktes im Ursprungskordinatensystem wird das Interpolationspolynom um  $\varphi$ , gegeben durch den Winkel zwischen  $\mathbf{p}_1 - \mathbf{c}$  und  $\mathbf{x} - \mathbf{c}$ , verdreht und an der Stelle  $\tilde{x} = 0$  ausgewertet. Es muss somit lediglich der Koeffizient  $\tilde{a}$  des verdrehten Polynoms  $\tilde{\mathcal{P}}$  berechnet werden.  $\tilde{\mathcal{P}}$  ist eindeutig durch die Funktionswerte sowie die erste und zweite Ableitung an den Stellen  $\tilde{\mathcal{P}}(\tilde{0})$  und  $\tilde{\mathcal{P}}(\tilde{x}_{R_2})$  definiert. Um diese Werte zu erlangen, wird das Ursprungspolynom  $\mathcal{P}$  an den Stellen 0 und  $x_{R_2}$  ausgewertet, die Werte entsprechend in das neue Koordinatensystem transformiert. Für die Funktionswerte sowie die erste Ableitung ist dieser Schritt trivial. Die zweite Ableitung ist

lediglich an der Stelle  $x = 0$  von 0 verschieden und muss daher nur hier verdreht werden. Dies geschieht durch Differenzierung der ersten Ableitung in Richtung der Abszisse des verdrehten Koordinatensystems, siehe (3).

$$\frac{d^2 \mathcal{P}}{d\tilde{x}^2}(\tilde{x}_{R_2}) = -\frac{3m \cdot \sec \alpha}{2 \cdot x_{R_2}} \quad (3)$$

Mithilfe der Stützpunkte kann jetzt  $\tilde{a}$  und somit der gesuchte Abstand berechnet werden. Um der  $C^2$ -Forderung zu genügen, muss abschließend noch eine Normierung gemäß

$$\text{dist} = \frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\| - \tilde{a}}{\tilde{a} \cdot \|\mathbf{r}_2 - \mathbf{c}\|} \quad (4)$$

durchgeführt werden. Auf das ermittelte Maß wird ein Sicherheitsabstand addiert, so dass die zuvor beschriebene Filtermethodik angewandt werden kann.

### 3.4.2 Abstand zu einem Polygonzug

Sowohl die Referenzkurve als auch die Randbegrenzung können als Polygonzug gegeben werden. Im Gegensatz zum äußeren Bereich bei konvexen Polygonen ist der euklidische Abstand bei Polygonzügen auch nach Abrundung nicht zwingend differenzierbar. Zur Vermeidung nicht differenzierbarer Stellen wird um diesen ein Toleranzband gelegt, das eine eindeutige Zuordnung des nächstgelegenen Punktes ermöglicht. Die Bestimmung des Abstandes erfolgt dann gemäß Abschnitt 3.4.1.

### 3.4.3 Abstand zu einer geschlossenen Referenzkurve

Liegt eine Referenzkurve oder die Begrenzung der Straße als Spline vor, muss eine Projektion der Fahrzeugposition auf diesen erfolgen. Hierfür wird ein Verfahren ähnlich dem in [7] vorgestellten angewandt. Bei Krümmungen unterhalb eines Grenzwertes wird hierbei direkt eine Projektion mittels Lot auf die Fahrbahn gefällt.

Die Verwendung geschlossener Kurven hat sowohl Vor- als auch Nachteile gegenüber den Polygonzügen. Auf der einen Seite entstehen im Straßenverlauf keine kantigen Züge, was in langgezogenen Kurven bei entsprechender Gewichtung von  $w_\psi$  und  $w_d$  zu ruckartigen Lenkbewegungen führen kann, auf der anderen Seite ist die Projektion nur sequentiell berechenbar und wirkt sich somit negativ auf die Laufzeit des Trajektorienplaners aus.

## 3.5 Implementierungsdetails

Durch die hohe Anzahl an Stützpunkten, die zur Bestimmung der Zwischenzustände benötigt werden, sowie der teilweise aufwändig zu berechnenden Metriken wird eine entsprechend leistungsstarke Hardware zur Lösung des OCPs benötigt. Die konkrete Implementierung ist dabei auf ein heterogenes System bestehend aus einer CPU und einer GPU hin optimiert [6], wobei der Solver auf der CPU, die restlichen Berechnungen parallelisiert auf der GPU ausgeführt werden. Um die maximale Stabilität bei der Optimierung zu erreichen, werden neben den Funktionswerten auch deren erste und zweite Ableitungen in Richtung der Parameter berechnet. Hierdurch steigt der Berechnungsaufwand mit zunehmender Anzahl  $n$  an Parametern proportional zu  $n \cdot (n+1)/2$  an. Aktuell wird die Steuerungsfunktion über 14 Stützpunkte variiert.

## 4 Ergebnisse

Der beschriebene Ansatz zur Trajektorienplanung befindet sich noch in der Entwicklung und wird derzeit ausschließlich in der Simulation getestet. Die in diesem Abschnitt vorgestellten Ergebnisse stützen sich daher nicht auf Realversuche. Die Streckendaten werden durch den Fahrsimulator Silab des WIVW erzeugt; die Modellierung der Straße basiert bei diesem nicht auf Geraden und Klothoiden, vor Kurveneingängen kommt es weiterhin zu gegengerichteten Überschwüngen. Da der Trajektorienplaner dem Verlauf der Strecke folgt, sind somit auch diese Überschwünger in der resultierenden Fahrtrajektorie sichtbar. Im Folgenden werden die Ergebnisse aus zwei Anwendungsfällen gezeigt: die Fahrt durch ein Stadtszenario sowie die Durchführung eines Ausweichmanövers im fahrdynamischen Grenzbereich.

### 4.1 Stadtszenario

Zum Test des Fahrverhaltens in der Stadt wurde ein Rundkurs mit Hindernissen und Engstellen erstellt, siehe Abbildung 3. Um zu testen, wie gut das Fahrzeug dem Straßenverlauf folgt, ist die Platzierung der Hindernisse auf den ersten Teil der Strecke beschränkt. Sie werden erst ab einer Entfernung von 20 m erkannt, um reale Sensorik nachzubilden.

Um die Stabilität beim Kaltstart zu gewährleisten, erfolgt die Planung hier in zwei Schritten: Zunächst werden lediglich die Streckendaten berücksichtigt und eine Route auf der Straße geplant. Anschließend findet eine Berücksichtigung der Hindernisse statt und die Fahrtrajektorie wird darauf angepasst. Der Lenkwinkelverlauf gestaltet sich sehr glatt,

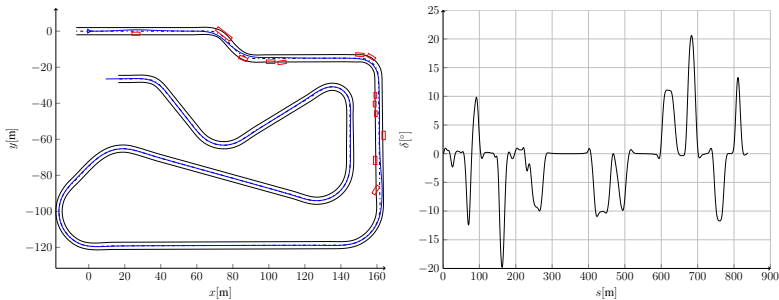


Abbildung 3: Links: Strecke des Stadtszenarios mit Referenzkurve (gestrichelt), Hindernissen (rot) und Fahrtrajektorie (blau). Rechts: Resultierender Krümmungsverlauf.

die Überschwünger vor sowie die Oszillationen in den Kurven sind durch die beschriebene Übergabe der Streckendaten begründet. Beim Übergang in die Gerade nähert sich das Fahrzeug schnell der Referenzkurve an ohne Überschwünger zu erzeugen. Den platzierten Hindernissen wird unter Einhaltung des festgelegten Sicherheitsabstands ausgewichen, ohne unnötig weit von der Spurmittle abzuweichen. Die Anzahl an Iterationen bleibt in diesem Szenario bei einer Vorausschau von 70 m unter 10, wodurch sich Gesamtlaufzeiten von 15 ms im Worst Case ergeben. Abbildung 3 zeigt den Verlauf der Trajektorie über die gesamte Strecke an.



## 4.2 Ausweichmanöver

Im zweiten Szenario wird ein Ausweichmanöver bei konstanter Geschwindigkeit durchgeführt, siehe Abbildung 4. Das Hindernis ist in rot dargestellt, die resultierende Fahrtrajektorie in blau. Damit die maximal zulässige Querbeschleunigung  $a_{\text{lat}}^{\text{max}}$  nicht überschrit-

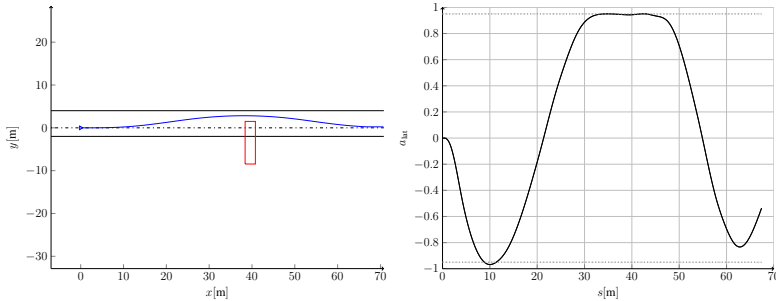


Abbildung 4: Links: Berechnete Ausweichtrajektorie (blau) um Hindernis (rot). Rechts: Querbeschleunigung des geplanten Manövers.

ten wird, muss der Lenkwinkel in diesem Szenario beschränkt werden.  $a_{\text{lat}}^{\text{max}}$  wird über die Filterfunktion ab 0.95 g als kritisch, ab 1 g als unzulässig eingestuft. Um die Konvergenz zu stabilisieren und zu beschleunigen, wird die Einhaltung zusätzlich an dedizierten Stellen explizit gefordert. Die resultierende Anzahl an Iterationen beträgt im Kaltstart 10, die gesamte Berechnungszeit liegt unter 15 ms. Abbildung 4 stellt die berechnete Trajektorie sowie die resultierende Querbeschleunigung im ersten Planungsschritt dar. Im Grenzbereich schmiegt sich  $a_{\text{lat}}$  an  $a_{\text{lat}}^{\text{max}}$  an und überschreitet den maximal zulässigen Wert von 1 g nicht.

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

Der Beitrag beschreibt einen Trajektorienplaner, der im Gegensatz zu bisher bestehenden Algorithmen nicht die Zwischenpositionen auf der Straße, sondern die Steuerfunktion direkt bestimmt, wodurch auf eine Approximation der Zustandsübergänge verzichtet werden kann. Das Verfahren basiert dabei auf der echtzeitfähigen Lösung eines Optimalsteuerungsproblems. Die bisherigen Tests in einer Simulationsumgebung zeigen, dass die Optimierung im Warmstart auch bei plötzlich erkannten Hindernissen unter 20 ms durchgeführt werden kann und dass das resultierende Fahrverhalten nachvollziehbar und frei von unkomfortablen Störeinflüssen ist, womit alle Anforderungen erfüllt werden.

Obwohl relativ hohe Anforderungen an die zugrundeliegende Hardware<sup>3</sup> gestellt werden, bietet der Planer großes Potential. Neben der Möglichkeit, beliebige Fahrzeugmodelle zu hinterlegen, können Randbedingungen und Kostenterme frei formuliert werden. Die kontinuierliche Restriktionsüberwachung garantiert darüber hinaus, dass die geplante

<sup>3</sup>Bei entsprechender Spezialisierung auf derartige Probleme könnten dabei die Hardwarekosten zukünftig stark reduziert werden.

Trajektorie auch tatsächlich fahrbar ist; konservative Abschätzungen, welche bei ausschließlich stützpunktbasierter Überprüfung notwendig sind, können entfallen.

Um den Trajektorienplaner weiter zu verbessern, wird im nächsten Schritt zum einen die Optimierung des Geschwindigkeitsprofils mit einbezogen, zum anderen wird die Berücksichtigung dynamischer Hindernisse implementiert. Um hierbei weitestgehend unabhängig vom Startwert zu sein, muss eine entsprechende Modellierung dieser Hindernisse entwickelt werden, damit lokale Minima vermieden werden.

## Literatur

- [1] Betts, J.: Practical Methods for Optimal Control Using Nonlinear Programming. Advances in design and control. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA (2010)
- [2] Ferguson, D., Howard, T., Likhachev, M.: Motion Planning in Urban Environments: Part I. In: Proceedings of the IEEE/RSJ 2008 International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE (2008)
- [3] Gu, T., Snider, J., Dolan, J., Lee, J.: Focused Trajectory Planning for Autonomous On-Road Driving. In: Intelligent Vehicles Symposium. IEEE (2013)
- [4] Hudecek, J., Eckstein, L.: Ein hybrider Ansatz zur Realisierung echtzeitfähiger Optimalsteuerungen im Kraftfahrzeug. In: AAET Braunschweig (2015)
- [5] Hudecek, J., Eckstein, L.: GPU Based Tactical Motion Planning - Das Fundament für hochintegrierte Fahrerassistenz. In: Elektronik im Fahrzeug - Die neue Welt der Automobilindustrie (2015)
- [6] Hudecek, J., Eckstein, L.: Real-Time Capable Solution for Optimal Control problems. In: WKM Symposium (2015)
- [7] Irle, P., Gröll, L., Werling, M.: Zwei Zugänge zur Projektion auf 2d-Kurven für die Bahnregelung autonomer Fahrzeuge. In: AT - Automatisierungstechnik (2009)
- [8] Schwesinger, U., Rufli, M., Furgale, P., Siegwart, R.: A Sampling-Based Partial Motion Planning Framework for System-Compliant Navigation Along a Reference Path. In: Intelligent Vehicles Symposium, pp. 391–396. IEEE (2013)
- [9] Werling, M., Kammel, S., Ziegler, J., Gröll, L.: Optimal Trajectories for Time-Critical Street Scenarios Using Discretized Terminal Manifolds. I. J. Robotic Res. **31**(3), 346–359 (2012)
- [10] Ziegler, J., Bender, P., Dang, T., Stiller, C.: Trajectory planning for Bertha - A local, continuous method. In: Intelligent Vehicles Symposium, pp. 450–457. IEEE (2014)
- [11] Ziegler, J., Stiller, C.: Spatiotemporal state lattices for fast trajectory planning in dynamic on-road driving scenarios. In: Intelligent Robots and Systems. IEEE (2009)

# Fast Collision Checking with a Frenet Obstacle Grid for Motion Planning

Felix Kunz and Klaus Dietmayer \*

## Abstract:

Planning save and comfortable trajectories is an essential part of highly automated driving. Asserting that all planned trajectories are collision-free is of utmost importance for this task. Many motion planning concepts require the evaluation of a large number of vehicle poses which is a limiting factor for their performance. For this reason, this contribution introduces a novel approach which allows efficient collision checks through an obstacle grid which comprises static and dynamic obstacles and is defined in Frenet coordinates. The approach uses a compact representation of the configuration space which can be employed to reduce collision checks to simple lookup operations. The presented Frenet obstacle grid is evaluated in simulation as well as online in the highly automated experimental vehicle of Ulm University.

**Keywords:** Motion Planning, Collision Checking, Collision Avoidance

## 1 Introduction

An essential part of autonomous driving is the generation of a safe and comfortable vehicle motion. While there are many different approaches to path and trajectory planning, all of them share the requirement of planning feasible paths or trajectories which are free of collision with any static or dynamic obstacles. Asserting such a collision-free path or trajectory is a complex task whose performance is crucial to the overall run time of the motion planning algorithm [1]. Efficient methods, allowing fast collision checks, have been studied extensively in the field of robotics for many years [2]. There is a great variety of efficient approaches [1, 2, 3, 4], and choosing a suitable method in terms of performance strongly depends on the motion planning algorithm employed. For example, many planning algorithms such as [5, 6, 7] extensively search the robot's workspace which requires a large number of collision checks. In such cases, the calculation of the robot configurations which are in collision with any obstacle, i.e., the C-space (configuration space) obstacles [8], may be beneficial. The approaches for collision detection methods can be divided in two major categories: The first category comprises algorithms which employ a model-based object representation [4]. An example of such a representation is the approximation of vehicle shapes using circles as presented in [3]. Intersection detection between circles is very efficient allowing for a fast determination of any collisions. In [4], vehicle shapes are modelled by rectangles. Possible collision scenarios are precomputed and stored in a table allowing quick evaluation by simple lookup operations. Another model-based representation is presented in [9] where intersections between polygonal models are efficiently

---

\*The authors are with the Institute of Measurement, Control and Microtechnology, University of Ulm, 89081 Ulm, Germany. {firstname.lastname} at uni-ulm.de

evaluated using the separating-axis test [10]. The second category of collision detection approaches comprises algorithms which employ occupancy grids. Likhachev and Ferguson [11] presented such an approach where a grid map is used to calculate C-space maps. Storing the C-space obstacles in an obstacle grid as shown in [3] enhances the speed of a collision check for a given vehicle pose by reducing the check to simple lookup operations. Choosing the adequate method is determined by the number of necessary checks and trade-off between the additional time required for the preprocessing step and the time saved during the collision checks. The selection of a suitable method is therefore closely related to the chosen motion planning approach.

The employed trajectory planning concept is based on the work presented in [6], following an optimal control approach. As the planner requires the evaluation of a large set of candidate trajectories, a novel approach for fast collision checking, which is based on an obstacle grid in Frenet coordinates, is introduced. A position in Frenet coordinates defines a distance along the reference curve of a lane and a corresponding lateral offset [12]. Compared to a Cartesian grid, the presented Frenet grid allows a compact C-space representation of static and dynamic obstacles. Moreover, the lateral and longitudinal resolution of the grid with respect to the road may be set independently and may even be adapted in a dynamic fashion, e.g., depending on the speed limit or road curvature values.

The paper is organized as follows: An overview of the motion planning framework which employs the presented approach is given in Section 2. The collision checking algorithm is explained in detail in Section 3. Section 4 presents the evaluation of the proposed approach and a conclusion is given in Section 5.

## 2 Motion Planning

The approach to motion planning, which is presented in this section, has been employed successfully in the project “Autonomous Driving” at Ulm University. An overview of the system setup including the integration of the motion planning module can be found in [13].

### 2.1 Preliminaries

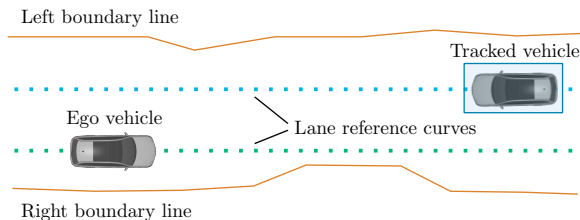


Figure 1: Environment representation for motion planning

The trajectories generated by the motion planning module are represented in global Universal Transverse Mercator (UTM) coordinates. They are planned in relation to the

course of the road which is provided by a high precision digital map which holds the road topology in the form of all relevant lanes. Lanes are represented by reference curves (i.e., centerlines of the lanes) which are modelled as polylines. An abstract representation of the vehicle's surrounding is provided in form of an environmental model. It is generated using a hierarchical modular environmental perception (HMEP) system which relies on a grid mapping, tracking [14] and localization layer [15]. A detailed description of its generation is presented in [16]. A key concept of the environmental model is the distinction between static and dynamic obstacles: Static obstacles are excluded from the drivable space by boundary lines which delimit the free space to the left and right side with respect to the course of the road. Dynamic obstacles delivered by vehicle tracking are passed to a situation analysis module which calculates track-to-lane relations using the digital map. These associations are used to create long-term-predictions for each dynamic obstacle. These predicted trajectories are required to perform collision checks with all dynamic obstacles. Figure 1 depicts the environment representation including the boundary lines, vehicle tracks, and reference curves.

## 2.2 Trajectory planning

The employed trajectory planning concept follows the optimal control approach described in [6]. A key idea of the motion planning concept is to mimic human driving by planning trajectories in relation to the course of the road. This is accomplished by employing a reference curve  $\mathbf{r}(s)$  which is parameterized by its arc length  $s$  and is constructed from the reference curves of the lanes selected by a navigation layer. Trajectories are initially planned in the Frenet coordinate system of the reference curve and are subsequently transformed to Cartesian coordinates as shown schematically in Fig. 2. The arc length  $s$  along the reference line represents the Frenet coordinate of the abscissa whereas the Frenet coordinate  $d$  corresponds to the lateral offset, i.e., the distance to the reference curve along a line defined by the normal vector  $\mathbf{n}(s)$  and point  $\mathbf{r}(s)$  of the reference curve. The trajectory can be expressed in Cartesian coordinates  $\mathbf{x}(t) = (x(t), y(t))$  as

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{r}(s(t)) + \mathbf{n}(s(t)) \cdot d(t).$$

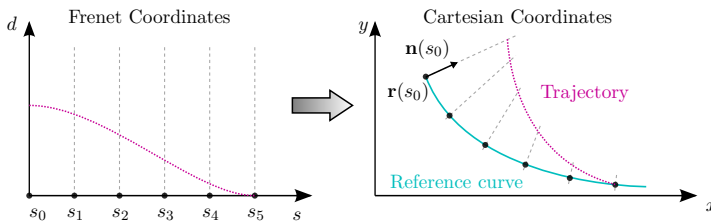


Figure 2: Transformation of Frenet to Cartesian coordinates

An important requirement is a comfortable driving behavior which is strongly related to the jerk. As a consequence, the time integral of the squared jerk  $\ddot{p}^2(t)$ , where  $p(t)$  represents the one-dimensional position over time, is chosen as the Lagrange term of the

cost functional

$$J(p(t)) = \int_{t_0}^{t_f} \frac{1}{2} \ddot{p}^2(\tau) d\tau + V(\mathbf{p}(t_f), T), \text{ with } T = t_f - t_0.$$

The cost functional further contains a Mayer term  $V(\mathbf{p}(t_f), T)$ , which adds costs for the deviation from a desired target state and the length of the time interval  $T$ . Quintic polynomials have been shown to be the jerk-optimal transition between an initial state  $\mathbf{p}_0 = [p_0, \dot{p}_0, \ddot{p}_0]$  and a target state  $\mathbf{p}_f = [p_f, \dot{p}_f, \ddot{p}_f]$  for a given time interval  $T$  (therefore minimizing the cost functional) [6]. Instead of directly regarding any constraints, a set of trajectories in the form of quintic polynomials are generated for different target states. This procedure is carried out to create sets of both lateral and longitudinal Frenet trajectories. The longitudinal and lateral trajectory sets are combined subsequently and the resulting trajectories are sampled and transformed to UTM coordinates. During this transformation, all trajectories, i.e., the sampled states of each trajectory, are checked against the violation of constraints such as maximum velocity, acceleration and curvature, ensuring their feasibility. Moreover, all sampled vehicle poses are checked for collisions to ensure that all remaining trajectories are collision-free. For each combination which does not fail any of the constraints, the accumulated weighted cost  $J_{\text{tot}} = J_{\text{lat}} + k_{\text{lon}} \cdot J_{\text{lon}}$ , which is composed of the costs for lateral and longitudinal motion  $J_{\text{lat}}$  and  $J_{\text{lon}}$ , is calculated. Finally, the trajectory which has the lowest costs is selected from the remaining trajectories and is passed to vehicle control.

### 3 A Discrete Frenet Obstacle Grid

The large quantity of candidate trajectories requires an adequate method for fast collision checking as a trajectory set which is typically composed of 100 lateral and 150 longitudinal trajectories results in 15000 combined trajectories. A planning horizon of 5 s and a sampling rate of 20 Hz lead to a total number of  $1.5 \cdot 10^6$  vehicle poses which have to be tested for possible collisions. This could be accomplished by an approximation of the vehicle shape with discs as presented in [3]. However, due to the large number of required checks a precalculation of collisions for the complete C-space, resulting in only one lookup operation for each tested pose, is preferable. As trajectories are initially planned in Frenet coordinates, a compact representation of the C-space in the same coordinates can be employed. This way, vehicle poses can be tested for collisions directly without the need of a prior transformation to Cartesian coordinates. For the presented approach, the ego vehicle shape is enlarged by safety margins and approximated by a rectangle. Static obstacles are represented in form of a right and left boundary line  $B_L$  and  $B_R$  which are defined as  $B = \{(x_0, y_0), \dots, (x_n, y_n)\}$ . The shapes of dynamic obstacles are also approximated by rectangles.

#### 3.1 Cartesian to Frenet Coordinate Transformation

The reference curve introduced in Section 2, is defined as  $R = \{(\mathbf{r}_0, \mathbf{n}_0, s_0), \dots, (\mathbf{r}_m, \mathbf{n}_m, s_m)\}$  where  $\mathbf{r} = (x, y)^T$  represents the position in UTM coordinates and  $\mathbf{n}$  the normal vector. For a smooth mapping, the reference line is interpolated linearly along its segments, i.e.,

$$R(s) = (\mathbf{r}_i(1 - \alpha) + \mathbf{r}_{i+1}\alpha, \mathbf{n}_i(1 - \alpha) + \mathbf{n}_{i+1}\alpha, s) \quad (1)$$

$$\text{for } s \in [s_i, s_{i+1}) \text{ with } \alpha = \frac{s - s_i}{s_{i+1} - s_i}.$$

Transforming an entire polyline to Frenet coordinates could be accomplished by sampling points from the polyline and transforming them to Frenet coordinates using the approach presented in [17]. However, another quicker alternative consists in sampling from the reference curve and calculating intersection of the perpendicular lines defined by the corresponding normal vectors as depicted in Fig. 3. The tangent vector of the reference curve is denoted as  $\mathbf{t}$ .

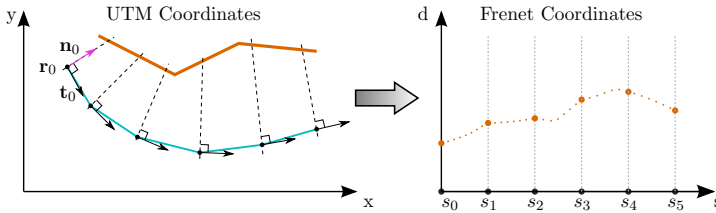


Figure 3: Schematic transformation of a polyline (orange) to Frenet coordinates with respect to a given reference line (cyan).

Intersection points are calculated efficiently by a homogeneous coordinate representation of the lines: The homogeneous representation of a line intersecting two points  $a = (x_a, y_a, 1)$  and  $b = (x_b, y_b, 1)$  in homogeneous coordinates, is defined as  $l = a \times b$ . The intersection of two lines in homogeneous representation can be calculated again using the cross-product  $c = l_1 \times l_2$ . If  $l_1$  and  $l_2$  are parallel, the third coordinate  $c_3$  of the calculated intersection point equals zero. Further information on the topic can be found in [18].

### 3.2 Configuration Space Mapping

The creation of the Frenet obstacle grid is accomplished in two main steps: the calculation of the configuration space obstacles  $\mathcal{C}_{obs}$  and the subsequent mapping to a Frenet grid representation. Expressing the configuration space of a 2D rigid robot, whose movement is restricted to translation, can be accomplished elegantly using the Minkowski difference. The Minkowski difference between two subsets  $X$  and  $Y$  of a vector space is defined as

$$X \ominus Y := \{x - y \in \mathbb{R}^n | x \in X, y \in Y\}. \quad (2)$$

For a rectangular robot  $V$  and a polygonal obstacle  $\mathcal{O}$ , the corresponding C-space obstacle  $\mathcal{C}_{obs}$  can be expressed as  $\mathcal{C}_{obs} = \mathcal{O} \ominus V$  [5]. The C-space of such a robot is defined as  $\mathcal{C} = \mathbb{R}^2$ . If the 2D rigid robot is subject to translation and rotation as in the present case, the C-space of the robot is extended to  $\mathcal{C} = \mathbb{R}^2 \times \mathbb{S}^1$ . A single configuration  $P$ , i.e. vehicle pose, is determined by the vehicle's position  $(x, y)$  and its yaw angle  $\psi$ . If the configuration lies within any C-space obstacle, i.e.,  $P \in \mathcal{C}_{obs}$ , then it is in collision with the corresponding obstacle. Precomputing the occupied C-space therefore simplifies a collision check by reducing it to testing a single configuration. Although the obstacles

may have any polygonal shape, they are considered to consist of the boundary lines for the static environment and rectangles for dynamic obstacles in the following.

As the consideration of continuous yaw angles complicates the generation of the 3-dimensional C-space, a common approach is to discretize the yaw angle [3]. For this purpose, yaw angles are subdivided into  $K$  intervals

$$\psi_k = [\psi_k^-, \psi_k^+), \quad \psi_k^+ = \psi_{k+1}^-, \quad k \in \{1, \dots, K\}. \quad (3)$$

To account for the angular range of the intervals, the vehicle shape is enlarged as presented in Fig. 4. An advantage of employing a Frenet representation is that it facilitates limiting

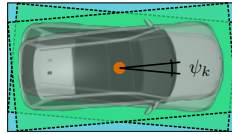


Figure 4: Extension of vehicle shape: The reference point of the vehicle is marked orange. The green dashed rectangles include the vehicle shape as well as additional safety margins. The outer blue rectangle  $V_{\psi_k}$  accounts for yaw angle range  $\psi_k$  by circumscribing the vehicle shape for all  $\psi \in \psi_k$ .

the intervals to a reasonable range of yaw angles. This is accomplished by regarding the yaw angle intervals in Eq. (3) as relative to the course of the reference curve. More precisely, the angles are defined relative to the segments of the reference curve defined in Eq. (1). However, this leads to individual yaw angle intervals for each segment, which means that C-space obstacles have to be created individually for each reference curve segment. For this reason, the mapping between reference curve segments and obstacle segments has to be calculated initially. Calculating the associations is done in two steps: First, the angular dependence is omitted by increasing the vehicle's shape to include all possible yaw angles  $\psi \in [-1, 2\pi)$  and approximate the resulting shape in form of a square. This way, the third dimension of the C-space can be omitted and the robot can be considered to be subject to pure translation. In the next step, the Minkowski difference is calculated for each obstacle segment. The edges of the resulting C-space obstacles are projected to the reference curve using the projection method presented in [17]. The procedure is repeated for each obstacle segment and the results of the projections are used to determine which obstacle segments are potentially relevant for each reference curve segment.

After the mapping table has been created, the C-space obstacles are calculated for each reference curve segment. This is done as initially described by calculating the Minkowski difference  $\mathcal{C}_{obs, \psi}$  for each of the relative yaw intervals, using the corresponding rotated vehicle shape  $V_{\psi}$ , i.e.,  $\mathcal{C}_{obs, \psi} = \mathcal{O} \ominus V_{\psi}$ . The resulting C-space obstacle for a set of two obstacle segments and a relative yaw interval  $\psi_k$  is depicted on the left side of Fig. 5. Finally, the C-space obstacle is transformed to a Frenet grid by equidistant sampling from the reference line segment and calculating the intersections with the C-space obstacle as described in Section 3.1. This step is repeated for all angular intervals and all reference line segments, resulting in a 3-dimensional Frenet obstacle grid.



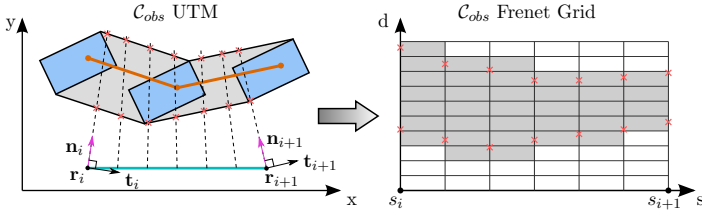


Figure 5: Construction of  $C_{obs}$  for a reference line segment (cyan), a given boundary (orange) and an angular interval  $\psi_k$ . The corresponding discrete Frenet obstacle grid is depicted on the right hand side.

In order to cope with dynamic obstacles, time is considered in the grid as a fourth dimension in the form of time intervals. Initially, the 3-dimensional Frenet grid containing all static obstacles is duplicated for each time interval. The rectangles, approximating the shapes of the dynamic obstacles are enlarged to cover the space the obstacles occupy in each of the time intervals. Finally, they are added to the grid of the corresponding time interval in the same manner as the static obstacles.

## 4 Experimental Results

The Frenet obstacle grid created for evaluation has a length of  $s_{max} = 150$  m which suffices for velocities up to 30 m/s, and a planning horizon of 5 s. The width of the map corresponding to the lateral extension has been set to  $d_w = 10$  m. The longitudinal resolution is set to  $\Delta s = 1$  m and the lateral resolution to  $\Delta d = 0.2$  m. The angular range covers  $\pm 42.5^\circ$  relative to the reference curve and is subdivided into 17 intervals. Each of the angle intervals covers  $5^\circ$ . For the consideration of dynamic obstacles, the map covers  $t_{max} = 5$  s with a resolution of 100 ms.

Runtimes for the different number of collision checks are compared to the approach presented in [3] where the robot's shape is approximated by disks. This method is also suggested in [12]. The map in Cartesian coordinates has a width and length of 150 m at a resolution of 0.2 m. The robot's shape is approximated using 3 disks of identical size. The idea consists in calculating the C-space for such a disk and storing it in a grid. Vehicle poses are tested for collisions by performing lookup operations on the precomputed obstacle map for each of the center points of the disks. The number of lookup operations for each tested pose is consistent with the number of disks used to approximate the vehicle shape. The shapes of dynamic obstacles are also approximated using disks. Detecting intersections between those disks and the ones used to represent the robot's shape determines if the robot is colliding with any dynamic obstacle.

The presented Frenet obstacle map has been implemented in C++ and is evaluated using a 4 GHz Core i7 CPU. The runtime results, which have been generated using the trajectory planning module in conjunction with the different approaches for collision checking, are displayed in Table 1. For the evaluation of the planning time, a total of 15000

trajectories are generated. Each of which is sampled at 20 Hz resulting in  $1.5 \cdot 10^6$  collision checks. The maps are generated for a reference curve composed of 100 segments and two boundary lines which consist of 50 segments each. Compared to the approach using a decomposition into three discs, the usage of the Frenet obstacle map leads to an acceleration of approximately 10%.

Operation	Frenet obstacle grid	decomposition into 3 discs
precomputation time	2.5 ms	0.4 ms
trajectory planning time	46 ms	51 ms

Table 1: Runtime evaluation for a purely static environment

The precomputation of the Frenet obstacle map takes approximately 2.5 ms for the static environment and additionally 3 ms for each dynamic obstacle. Adding a dynamic obstacle increases the average planning time by 4 ms when performing collision checks by a decomposition into disks. This is fairly close to the computational overhead resulting from mapping the dynamic obstacle to the Frenet grid.

As for the memory consumption, given the previously listed parameters, a static environment can be represented by a Frenet obstacle grid with  $150 \cdot 50 \cdot 17 = 1.275 \cdot 10^5$  cells. If time is considered, the number is increased to  $6.375 \cdot 10^6$  cells. For a map in Cartesian coordinates with the aforementioned parameters, the number of cells required to model the static environment sums up to  $750 \cdot 750 \cdot 72 = 4.05 \cdot 10^7$  cells. If time is considered in the same way as in the Frenet obstacle map by adding a 4th dimension, the number of cells is increased to  $2.025 \cdot 10^9$  cells. This is more than 300 times the size of the Frenet obstacle map. Even if the Frenet obstacle map is required to possess a very fine longitudinal resolution of  $\Delta s = 0.2$  m, the total number of cells adds up to  $3.1875 \cdot 10^7$  which is still orders of magnitudes lower than the number of cells of the Cartesian map.

## 5 Conclusion

This contribution proposes a novel discrete Frenet obstacle grid for fast collision checking. The method allows a rapid generation of the grid from obstacles, represented as polylines or polygons in Cartesian coordinates. Performing collision checks in Frenet coordinates has several advantages: Using a grid representation of the occupied C-space allows for setting a different longitudinal and lateral resolution with respect to the course of the lane. The longitudinal resolution may even be adapted (dynamically) to suit the permitted velocity of the road. Moreover, the number of cells is significantly lower compared to a representation in Cartesian coordinates as the region of interest for collision checks is limited to the road itself. Another great advantage is that the trajectories are initially planned in Frenet coordinates which allows directly performing the collision checks without the need of a transformation to UTM coordinates. Additionally, the course of the lane may be used to reduce the considered angular range to reasonable yaw angles. First experiments are promising, showing a total speed-up of collision checking of up to approximately 10% compared to the collision checking method employed in [12] and therefore suggesting that the speed-up achieved by the reduction of necessary lookup operations outweighs the extra effort required by the initial transformation.

## References

- [1] G. Tanzmeister, M. Friedl, D. Wollherr, and M. Buss, “Efficient evaluation of collisions and costs on grid maps for autonomous vehicle motion planning,” *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 5, pp. 2249–2260, Oct 2014.
- [2] F. T. P. Jiménez and C. Torras, *Robot Motion Planning and Control*, ser. Lecture Notes in Control and Information Sciences. Springer Berlin Heidelberg, 1998, vol. 229, ch. 6, pp. 305–343.
- [3] J. Ziegler and C. Stiller, “Fast collision checking for intelligent vehicle motion planning,” in *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 6 2010, pp. 518–522.
- [4] A. Rizaldi, S. Söntges, and M. Althoff, “On time-memory trade-off for collision detection,” in *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2015 IEEE*, 2015.
- [5] S. LaValle and J. Kuffner, J.J., “Randomized kinodynamic planning,” in *Robotics and Automation, 1999. Proceedings. 1999 IEEE International Conference on*, vol. 1, 1999, pp. 473–479 vol.1.
- [6] M. Werling, J. Ziegler, S. Kammel, and S. Thrun, “Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a frenét frame,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 5 2010, pp. 987–993.
- [7] C. Urmson *et al.*, “Autonomous driving in urban environments: Boss and the urban challenge,” *Journal of Field Robotics Special Issue on the 2007 DARPA Urban Challenge, Part I*, vol. 25, no. 8, pp. 425–466, 6 2008.
- [8] S. M. LaValle, *Planning Algorithms*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2006.
- [9] S. Gottschalk, M. C. Lin, and D. Manocha, “Obbtree: A hierarchical structure for rapid interference detection,” in *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, ser. SIGGRAPH '96. New York, NY, USA: ACM, 1996, pp. 171–180. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/237170.237244>
- [10] C. Ericson, *Real-time collision detection*, ser. Morgan Kaufmann series in interactive 3D technology. Amsterdam, Boston, Paris: Elsevier, 2005. [Online]. Available: <http://opac.inria.fr/record=b1121294>
- [11] M. Likhachev and D. Ferguson, “Planning long dynamically feasible maneuvers for autonomous vehicles,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 28, no. 8, pp. 933–945, Aug. 2009. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1177/0278364909340445>
- [12] M. Werling, “Ein neues konzept für die trajektoriangenerierung und -stabilisierung in zeitkritischen verkehrsszenarien,” Ph.D. dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, 2011.

- [13] F. Kunz, D. Nuss, J. Wiest, H. Deusch, S. Reuter, F. Gritschneider, A. Scheel, M. Stuebler, M. Bach, P. Hatzelmann, C. Wild, and K. Dietmayer, “Autonomous driving at ulm university: A modular, robust, and sensor-independent fusion approach,” in *Intelligent Vehicles Symposium*, 2015, pp. 666–673.
- [14] S. Reuter, B.-T. Vo, B.-N. Vo, and K. Dietmayer, “The labeled multi-Bernoulli filter,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 62, no. 12, pp. 3246 – 3260, 2014.
- [15] H. Deusch, J. Wiest, S. Reuter, D. Nuss, M. Fritzsche, and K. Dietmayer, “Multi-sensor self-localization based on maximally stable extremal regions,” in *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 6 2014, pp. 555–560.
- [16] D. Nuss, M. Stuebler, and K. Dietmayer, “Consistent environmental modeling by use of occupancy grid maps, digital road maps, and multi-object tracking,” in *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, June 2014, pp. 1371–1377.
- [17] J. Ziegler, P. Bender, T. Dang, and C. Stiller, “Trajectory planning for bertha - a local, continuous method,” in *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE*, June 2014, pp. 450–457.
- [18] R. I. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, 2nd ed. Cambridge University Press, ISBN: 0521540518, 2004.

# Definition der Begriffe Szene, Situation und Szenario für das automatisierte Fahren

S. Ulbrich, T. Menzel, A. Reschka, F. Schuldt\* und M. Maurer†

**Zusammenfassung:** Für die Entwicklung und den Test von funktionalen Modulen eines automatisierten Fahrzeugs bedarf es der Festlegung von einheitlichen Schnittstellen. Während es auf Seiten der Wahrnehmung bereits etablierte Schnittstellen wie Objektlisten, Punktwolken oder Belegungsgitter gibt, sind diese in den nachfolgenden Modulen der Kontextmodellierung und Verhaltensplanung noch nicht einheitlich spezifiziert. Für die Autoren ist eine *Szene* die zentrale Schnittstelle zwischen Wahrnehmung und Verhaltensplanung. Innerhalb der Verhaltensplanung ist die *Situation* eine zentrale Schnittstelle. Ein *Szenario* wird oft zur funktionalen Beschreibung eines Systems oder zur Spezifikation von Testfällen verwendet. Häufig sind diese Begriffe jedoch nicht eindeutig oder inkonsistent definiert. Zur Klärung der Begriffe werden in diesem Beitrag existierende Definitionen zusammengefasst und für jeden Begriff eine konsistente Definition und eine Beschreibung der Bestandteile einer möglichen Implementierung vorgeschlagen.

**Schlüsselwörter:** Automatisiertes Fahren, Situation, Szenario, Szene, Terminologie

## 1 Einleitung

Die Fähigkeiten und Fertigkeiten von automatisierten Fahrzeugen haben sich stetig weiterentwickelt. Damit einher geht eine Zunahme der Komplexität im Sinne der Anzahl und Vernetzung beteiligter Komponenten. Zur Beherrschung dieser Komplexität, ist es notwendig, eindeutige Schnittstellen zu definieren. Für die Autoren ist eine Szene das zentrale Interface zwischen Wahrnehmung und Verhaltensplanung & -ausführung. Eine Situation ist die zentrale Schnittstelle innerhalb der Verhaltensplanung. Es stellen sich somit die Fragen: Was ist eine Szene? Was unterscheidet sie von einer Situation und einem Szenario?

Zu der Weiterentwicklung eines Forschungsgebiets gehört neben funktionalen Innovationen auch einheitliche Begriffsdefinitionen. Eine einheitliche Terminologie verringert den Abstimmungsaufwand bezüglich Begrifflichkeiten in neuen Projektkonsortien und erleichtert domänenübergreifend den wissenschaftlichen Austausch.

Begriffsdefinitionen sind im besonderen Maße abhängig von der gewählten Sprache. In dieser Veröffentlichung definieren die Autoren die Begriffe Szene, Situation und Szenario auf Deutsch. Darüber hinaus werden diese Begriffe in [1] in englischer Sprache definiert.

Die Abschnitte 2, 4 und 6 fassen existierende Begriffsdefinitionen zusammen und präsentieren die von den Autoren vorgeschlagenen Begriffsdefinitionen für den Kontext von automatisiert fahrenden Fahrzeugen. Die Abschnitte 3, 5 und 7 präsentieren jeweils die Bestandteile einer möglichen Implementierung. Zuletzt rundet Abschnitt 8 den Beitrag durch eine Zusammenfassung und einen Ausblick ab.

\*S. Ulbrich, T. Menzel, A. Reschka und F. Schuldt sind wissenschaftliche Mitarbeiter am Institut für Regelungstechnik der TU Braunschweig (Email: {ulbrich, menzel, reschka, schuldt}@ifr.ing.tu-bs.de).

†M. Maurer ist Professor und Institutsleiter an selbigem Institut (Email: maurer@ifr.ing.tu-bs.de).

## 2 Definition des Begriffs „Szene“

In der Literatur finden sich viele Definitionen des häufig verwendeten Begriffs *Szene*, die zum Teil inkonsistent sind. Thomason & Gonzalez [2, S. 26] schlugen bereits 1985 einen Szenenbaum als Szenenrepräsentation vor, in welchem eine Szene in einfachere Elemente zerlegt wird und diese in einer hierarchischen Struktur repräsentiert werden. Maurer [3, S. 63] definiert eine Szene als die „[...] räumlich-zeitliche Anordnung von physikalischen Objekten aus Sicht eines Betrachters [...]“. Geyer et al. [4, S. 185] nutzen zur Definition der Szene eine Analogie zum Theater: Für sie besteht eine Szene aus Szenerie, dynamischen Elementen und optionalen Fahrmanweisungen. Sie beginnt mit dem Ende der vorherigen Szene oder - im Falle der ersten Szene - mit einer vordefinierten Startszene. In einer Startszene sind alle Elemente und ihr Verhalten, sowie die Position des Ego-Fahrzeugs, definiert.

Die Autoren dieses Artikels verstehen Geyer et al. [4] so, dass eine Szene nach deren Definition über eine Zeitspanne andauert. Nach dieser Definition folgt die technische Herausforderung zu identifizieren, wann genau eine Szene, beispielsweise charakterisiert durch ein mehrere Sekunden umfassendes Fahrmanöver, endet und die nächste Szene beginnt. Folglich schlagen wir vor, von der Definition nach [4] abzuweichen, indem eine Szene wie in [3] als Momentaufnahme des Umfelds und der Selbstrepräsentation zu verstehen ist. Das Konzept einer Momentaufnahme schließt nicht aus, zeitliche Aspekte, wie die Zeit seit einem vergangenen Ereignis (z.B. letztes Überholen), in der Szene zu repräsentieren.

Geyer et al. [4] verstehen optionale Fahrmanweisungen als Teil der Szene. Dem gegenüber schlagen Wershofen & Graefe [5] vor, die Ziele eines Roboters als Teil der Situation zu verstehen. Ebenso grenzen Haag [6] und Krüger [7] eine Szene gegenüber einer Situation durch den Aspekt der Handlungen und Handlungsalternativen ab. Damit verbunden sollte der Aspekt der Selbstrepräsentation wie von Maurer [3], Bergmiller [8] und Reschka et al. [9] Berücksichtigung finden. Für das automatisierte Fahren schlagen die Autoren vor, *zielspezifische Fahrmanweisungen* als Teil der Situation zu verstehen und die von Geyer angesprochenen Fahrmanweisungen als Information und Teil der Selbstrepräsentation innerhalb einer Szene anzusehen. Als Resultat schlagen die Autoren folgende Definition vor:

*Eine Szene beschreibt eine Momentaufnahme des Umfelds, welche die Szenerie, dynamische Elemente, die Selbstrepräsentation aller Akteure und Beobachter wie auch die Verknüpfung dieser Entitäten umfasst. Einzig eine Szenenrepräsentation in einer simulierten Welt kann allumfassend sein (objektive Szene, Ground Truth). In der realen Welt ist sie immer unvollständig, fehlerbehaftet, unsicherheitsbehaftet und aus der Perspektive eines oder mehrerer Beobachter (subjektive Szene).*

Ein Akteur ist in dieser Definition ein selbst handelndes Element. Ein Beobachter ist ein wahrnehmendes Element innerhalb der Szene oder eines, dass die Szene als ganzes betrachtet. Ein Element kann gleichzeitig Beobachter und Akteur sein (vgl. Abschnitt 3). Dynamische Elemente bewegen sich oder haben zumindest die Fähigkeit sich zu bewegen. Die Szenerie umfasst alle räumlich stationären Elemente (vgl. Abschnitt 3).

Eine in der Realität wahrgenommene Szene ist immer eine subjektive Sicht auf die Welt. Selbst wenn viele Beobachter ihre Informationen teilen, entsteht keine objektive Szene, sondern nur eine subjektive Szene aus der Perspektive mehrerer Beobachter. Einzig in der Simulation kann eine objektive Szene (vollständig, nicht-fehlerbehaftet, frei von Unsicherheiten) durch einen allwissenden Beobachter bereitgestellt werden.

Eine Szene dient als universelle Schnittstelle zwischen Wahrnehmungsmodulen und den anwendungs- und missionsspezifischen Modulen. Eine Folge von Szenen kann genutzt werden, um die zeitliche Entwicklung in einem Szenario (vgl. Abschnitt 6) darzustellen.

### 3 Bestandteile einer „Szene“

Nachdem eine Definition für den Begriff *Szene* gegeben wurde, beschreibt der folgende Abschnitt die Bestandteile einer Szene, wie sie auch im Rahmen des Projektes Stadtpilot der TU Braunschweig (vgl. Ulbrich et al. [10]) verwendet werden. Abbildung 1 illustriert die Komponenten einer Szene. Sie besteht aus der Szenerie, dynamischen Elementen und einer Selbstrepräsentation aller Akteure und Beobachter.

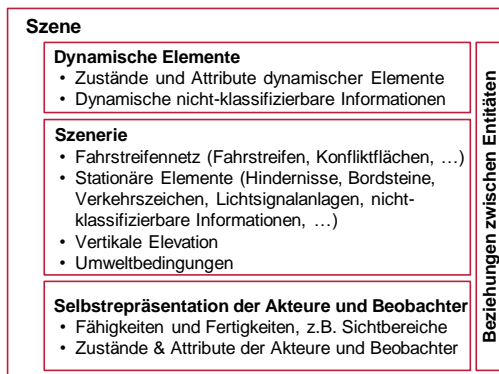


Abbildung 1: Beispiel einer (subjektiven) Szenenrepräsentation der realen Welt

Abweichend von der Definition der dynamischen Elemente in Geyer [4] wird hier angenommen, dass dynamische Elemente sich durch kinetische Energie bewegen oder sich durch zur Bewegung vorhandene Energie oder Fähigkeiten bewegen könnten. Vorangegangene Bewegung eines Elements, z.B. das Anhalten an einer Ampel, sind ein starkes Indiz für die Annahme einer solchen möglichen Bewegung. Derzeit sind die Wahrnehmungsfähigkeiten oft noch nicht hinreichend, um stehende Elemente als dynamisch zu klassifizieren. Daher ist es aktuell noch nicht möglich, eine fest mit dem Boden verbundene Statue von einem gerade stehenden Fußgänger zu unterscheiden.

Alle von Dickmanns [11] als „Subjekte“ bezeichneten, handelnden Elemente sind damit Teil der dynamischen Elemente. In diesem Artikel wird jedoch darauf verzichtet, einen von Dickmanns als Beispiel für ein „Objekt“ vorgeschlagenen, herumfliegenden Müllsack von einem aktiv handelnden Element zu unterscheiden. Eine solche Klassifikation sollte nach Auffassung der Autoren erst später in einer Situationsbewertung erfolgen, da es einen Übergang „vom Signal zum Sinn“ darstellt (vgl. Eco [12], Abschnitt 4).

Ebenso wie Matthaei [13] subsumiert Abbildung 1 aus Sicht eines Fahrzeugs quasi-stationäre Wetter- und Lichtbedingungen als Teil der Szenerie. Auch zeitlich veränderliche Zustände von Lichtsignalanlagen und Wechselverkehrszeichen werden, da sie Attribute räumlich stationärer Elemente sind, als Teil der Szenerie verstanden.

Die Szenerie beschreibt somit alle räumlich stationären Aspekte einer Szene. Diese sind metrische, semantische und topologische Informationen, z.B. Fahrstreifen, Fahrstreifenmarkierungen, Fahrbahnoberflächen oder der Typ der Verkehrsdomäne. Darüber hinaus umfasst die Szenerie Informationen über Konfliktflächen zwischen Fahrstreifen und deren Verknüpfung untereinander, z.B. an Kreuzungen.

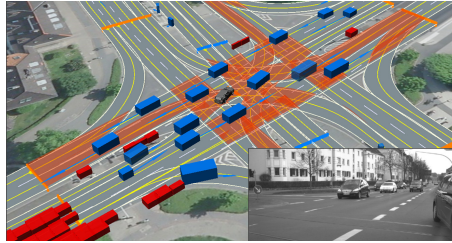


Abbildung 2: Illustration einer (subjektiven) Szenenrepräsentation

Für stationäre und dynamische Elemente in der Szenerie müssen auch Informationen über nicht modellkonforme Elemente repräsentiert werden. Dies können Informationen über nicht klassifizierbare, nicht verfolgbare oder nicht segmentierbare Messungen bzw. schlicht nicht zum Entwicklungszeitpunkt bedachte Objektklassen sein. Das Vorhandensein solcher Elemente kann aus Sicht der funktionalen Sicherheit relevant für die Bewertung einer aus der Szene extrahierten Situation sein.

Die Szenenrepräsentation wird komplettiert durch eine Selbstrepräsentation der Akteure und Beobachter. Diese kann das aktuelle Fertigkeiten-Level wie auch generelle Systemfähigkeiten und Fertigkeiten umfassen (vgl. Reschka et al. [9]). Solch eine Selbstrepräsentation kann im einfachsten Fall aus Time-out-Signalen einzelner Komponenten oder Sichtbereichen und Verdeckungen bestehen. Diese Selbstrepräsentation könnte in einem Fähigkeiten- und Fertigkeiten-Graph wie in Reschka et al. [9] aggregiert werden.

Abbildung 2 zeigt eine beispielhafte Repräsentation einer Szene für ein automatisiertes Fahrzeug. Ähnliche Kontextmodelle bzw. Welt-Modelle wurden bereits von Homeier et al. [14], Ulbrich et al. [10] und Schmidt et al. [15] präsentiert.

## 4 Definition des Begriffs „Situation“

Für den Begriff der Situation gibt es in der Literatur analog zur Szene ebenfalls unterschiedliche Verwendungen. Wershofen & Graefe [5, S. 3] zitiert von Maurer [3] verstehen unter einer „Situation die Gesamtheit der Umstände, die vom Roboter bei der Auswahl eines in dem jeweiligen Moment geeigneten Verhaltensmusters zu berücksichtigen sind.“

In der Psychologie definiert Wirtz [16, S. 1430] als Situation die „Gesamtsachlage, aus der ein bestimmtes Verhalten des Menschen folgt.“ Er nutzt den Begriff der Situation für eine Person inklusive ihrer psychologischen Umgebung.

Reichardt [17, S. 35] definiert eine Situation als die Vereinigung von den Untermengen der internen und externen Situation. Die interne Situation besteht aus den Submengen zur Beschreibung des Fahrzeugzustands und einer Benutzereingabe. Die externe Situation besteht aus Umfeldinformationen, welche die Straße, Hindernisse und Verkehrszeichen



beschreiben. Er beschränkt seine Situationsdefinition auf die von ihm sogenannte Diskurswelt eines automatisierten Fahrzeugs als Untermenge der realen Welt.

Gemäß Haag [6] zitiert von Pellkofer [18] ist der Unterschied zwischen einer Szene und einer Situation der Handlungsaspekt. Krüger [7], der ebenfalls von Pellkofer [18] zitiert wird, definiert eine Situation als erweiterten Zustand, bei dem Akteure nicht nur als physikalische Gegenstände (Objekte) betrachtet werden, sondern zusätzlich deren Handlungen und Handlungsalternativen, um so die zeitliche Entwicklung der Situation abzuschätzen. Diese Akteure werden von Pellkofer [18] basierend auf [11] als Subjekte bezeichnet.

Pellkofer [18, S. 4] definiert eine Situation als „die Summe der für die Verhaltensentscheidungen relevanten Sachverhalte. Relevant für die Verhaltensentscheidung sind die aktuelle Szene, die Intentionen und Aktionen aller Subjekte in der Szene (einschließlich des Eigenfahrzeugs) und die Fähigkeiten des Eigenfahrzeugs, welche die Entscheidungsalternativen darstellen.“ Dem gegenüber verstehen die Autoren dieses Artikels die Fähigkeiten nicht als Entscheidungsalternativen, sondern als Eingangsgröße für einen Entscheidungsfindungsprozess, um Entscheidungsalternativen abzuleiten.

Für Mock-Hecker [19, S. 4] ist „eine Verkehrssituation [...] dabei der zu einem bestimmten Zeitpunkt existierende Zustand des erfassten Ausschnitts der Verkehrswelt, der [...] durch bestimmte physikalische Zustandsgrößen der involvierten Fahrzeuge, den zu diesem Zeitpunkt von den Fahrzeugen durchgeführten Aktionen und den erwarteten Plänen der Agenten beschrieben wird. Die aus dieser Definition resultierende Beschreibung einer Verkehrssituation schließt nicht nur den aktuellen Zustand der Verkehrswelt in einer bestimmten Verkehrssituation ein, sondern auch deren wahrscheinliche weitere Entwicklung.“ Damit umfasst für Mock-Hecker eine Situation nicht nur den aktuellen Zeitpunkt sondern auch die erwartete zukünftige Entwicklung.

Auch für die Wahl einer Situationsdefinition spielt ihre technische Umsetzbarkeit eine große Rolle. Die Autoren empfehlen ebenso wie für eine Szene, eine Situation, wie in Mock-Hecker [19, S. 4], als *Momentaufnahme* der Gesamtheit an Umständen zu verstehen, die vom Roboter (Akteur) bei der Auswahl eines in dem jeweiligen Moment geeigneten Verhaltensmusters zu berücksichtigen sind. Dadurch kann einmal mehr die technische Herausforderung vermieden werden, Anfang und Ende einer länger andauernden Situation klar definieren zu müssen.

Eine weitere Herausforderung zur Definition des Begriffs *Situation* ergibt sich aus den häufig in Architekturen für automatisiert fahrende Fahrzeuge vorkommenden Modulen zur *Situationsbewertung* oder *Situationsanalyse*. Eine Situationsanalyse nutzt eine Situation als Eingangsgröße und interpretiert bestimmte Aspekte davon. Folglich kann das Resultat einer Situationsbewertung als Augmentierung der anfänglichen Situation bezüglich bestimmter Aspekte angesehen werden. Reichel [20, 21] und Siedersberger [22] haben hierfür den Begriff von *Situationsaspekten* geprägt.

Eco [12, S. 65] zitiert von Maurer [3, S. 95] versteht den Übergang vom Signal zum Sinn als zentralen Signifikationsprozess beim Menschen. Gemäß Maurer [3, S. 95], kann eine Situationsbewertung als ein solcher Signifikationsprozess in einem technischen System angesehen werden.

Geyer et al. [4] definieren eine Situation als eine Menge an Kriterien, welche eingehalten werden müssen, um eine assoziierte Aktion auszuführen. Genauso wie für ihre Szenendefinition wird das Ende einer Situation durch die Änderung solcher Kriterien definiert. Die Autoren stimmen Geyer et al. [4] zu, dass abhängig von Handlungen und Handlungsalter-

nativen die selbe Szene in verschiedene Situationen resultieren kann. Die Illustration der in Geyer et al. [4, S. 185] postulierten Ontologie scheint hingegen die Szene vollständig als Teil der Situation zu verstehen. Die Situation sollte Resultat einer Auswahl und Augmentierung von Szeneninformationen sein. Sie basiert auf transienten oder permanenten (vgl. Wershofen & Graefe [5]) Zielen und Werten.

Angenendt [23, S. VIII] nimmt an, dass eine „Situation mehr als nur eine Momentaufnahme des Verkehrsgeschehens mit Hilfe von [verkehrs]anlage- und umfelderfassenden Kenngrößen ist.“ Darüber hinaus sollte eine Situation Informationen bezüglich des Verhaltens von Verkehrsteilnehmern und den daraus resultierenden informellen Verhaltensregeln umfassen. Er nutzt das Konzept eines Verhaltenskontexts (behavior setting), um die informell befolgten Regeln abzubilden [23, S. 22 ff.]. Die Autoren stimmen zu, dass dieser Verhaltenskontext integraler Bestandteil einer Situation ist und schlagen vor ihn als Teil der Ziele und Werte in einer Situation zu repräsentieren.

Von Benda [24, S. 1] definiert die Verkehrssituation als beschränkten Ausschnitt aus dem gesamten Verkehrsgeschehen, der durch den Fahrer wahrgenommen wird. Damit führt sie den Aspekt der *Sicht* bzw. Betrachtungsperspektive (point of view) ein.

Dickmanns [25, S. 448] definiert eine Situation als die Sammlung aller umweltbezogenen und übrigen Umstände, welche einen *Einfluss auf die Wahl geeigneter Entscheidungen* im Missionskontext haben. Die Autoren stimmen hier Dickmanns Kriterium der Fahrfunktionsrelevanz zu.

Schmidt [15] unterscheidet zwischen einem wahren Weltmodell (*true world model*), einer wahren Situation (*true situation*) für einen individuellen Beobachter und einer subjektiven Situation als Sicht eines Beobachters. Während in diesem Beitrag die Möglichkeit einer wahren Situation in einer perfekt simulierten Welt nicht ausgeschlossen wird, ist eine Situationsrepräsentation in der realen Welt in einem technischen System immer unvollständig, unsicher und aus einer subjektiven Perspektive (vgl. Abschnitt 2).

Anhand der genannten Quellen ist festzustellen, dass die Festlegung einer generellen und allgemein gültigen Definition des Begriffs *Situation* eine Herausforderung darstellt. Dennoch wird von den Autoren folgende Definition vorgeschlagen:

*Eine Situation beschreibt die Gesamtheit der Umstände, die für die Auswahl geeigneter Verhaltensmuster zu einem bestimmten Zeitpunkt zu berücksichtigen sind<sup>1</sup>. Sie umfasst alle relevanten Bedingungen, Möglichkeiten und Determinanten von Handlungen<sup>2</sup>. Eine Situation wird aus der Szene durch einen Prozess der Informationsauswahl und -augmentierung abgeleitet, basierend auf transienten (z.B. missionspezifischen) wie auch permanenten Zielen und Werten. Folglich ist eine Situation immer subjektiv, indem sie die Sicht eines Elements repräsentiert.*

Eine Situation besteht aus zahlreichen Situationsaspekten, welche von einer Situationsbewertung interpretiert und analysiert werden. Eine Situation ist zugleich Eingangsgröße und Resultat eines solchen Moduls.

Entsprechend der Situationsdefinition der Autoren, kann eine Situation vollständig aus einer Szene und den Zielen und Werten eines Systems abgeleitet werden. Dies wird durch das Venn-Diagramm in Abbildung 3 illustriert. Es gibt eine große Schnittmenge

<sup>1</sup>Vgl. Wershofen & Graefe [5].

<sup>2</sup>Vgl. Meyer [26]. Determinanten verstanden als Beeinflussungsfaktoren bzw. bestimmende Faktoren.

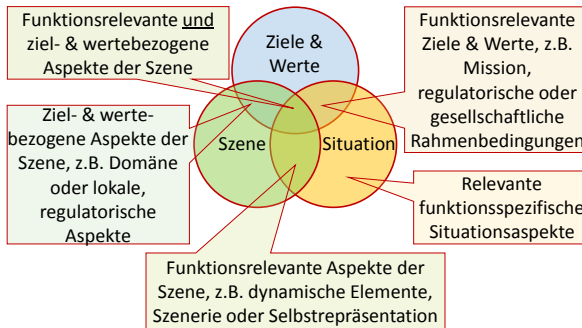


Abbildung 3: Venn-Diagramm von Szene, Situation und Zielen & Werten eines Elements

zwischen einer Szene und einer Situation, um alle *relevanten* Aspekte der Szenerie, alle *relevanten* dynamischen Elemente und alle *relevanten* Aspekte der Selbstrepräsentation zu symbolisieren. Diese Überlappung zeigt den Informationsselektionsprozess, welcher hilft, die Situationsrepräsentation gegenüber der Szene zu vereinfachen. Darüber hinaus wird eine Situation implizit oder explizit beispielsweise durch Ziele und Werte *augmentiert*. Beispiele hierfür sind das explizite Bewerten der Nützlichkeit eines Fahrstreifens, um das Missionsziel zu erreichen, oder die Bewertung der Relevanz eines am Straßenrand spielenden Kindes gegenüber einer über die Straße fliegenden Plastikverpackung. Der verbleibende Teil im Venn-Diagramm, welcher weder mit der Szene noch den Zielen und Werten überlappt, repräsentiert Informationen aus Situationsaspekten, welche durch eine Situationsbewertung evaluiert und angereichert wurden.

## 5 Bestandteile einer „Situation“

Die Anzahl der Elemente einer Situationsrepräsentation weicht von denen der Szene durch die zuvor bereits vorgestellte ziel- und wertspezifische Informationsselektion und die Augmentierung ab. Entsprechend Abbildung 3 gibt es einen großen Überlappungsbereich zwischen Szene und Situation bezüglich der beinhalteten Informationen. Der wesentliche Unterschied ist, dass nur funktionsrelevante Informationen Teil der Situation sind. Abbildung 4 zeigt die Elemente einer Situationsrepräsentation.

Ein einfaches Beispiel in Abbildung 5 verdeutlicht den Unterschied: Ein automatisiert fahrendes Fahrzeug nähert sich einer Kreuzung mit einem in die gleiche Richtung fahrenden Fahrrad auf einem baulich getrennten Radweg. Wenn die Mission von dem automatisiert fahrenden Fahrzeug (blau) verlangt gerade über die Kreuzung zu fahren und das Fahrrad physikalisch keine Möglichkeit hat, den Radweg zu verlassen, so könnte es für die Fahrfunktion irrelevant sein. Damit wäre es nicht Teil der Situation. Wenn hingegen die Mission des automatisiert fahrenden Fahrzeugs verlangt an der Kreuzung rechts abzubiegen und damit den Radweg zu kreuzen, so wäre derselbe Radfahrer in derselben Szene höchst relevant für die Fahrfunktion und damit ein Teil der Situationsrepräsentation. Es wird deutlich, dass der Radfahrer zu jeder Zeit Teil der *Szene* sein muss, aber abhängig von

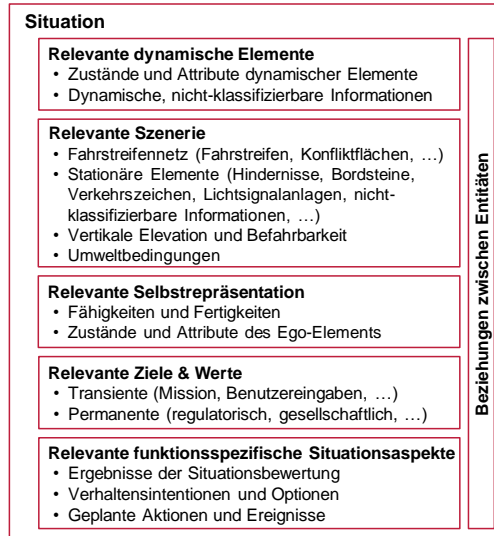


Abbildung 4: Beispiel einer Situationsrepräsentation

den Zielen und Werten des automatisiert fahrenden Fahrzeugs nicht Teil jeder *Situation* sein muss.

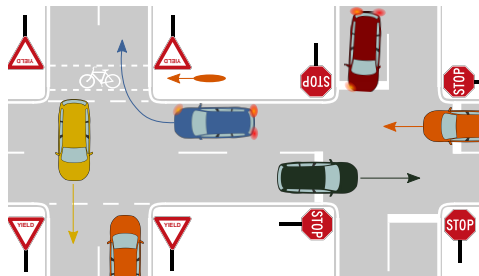


Abbildung 5: Illustration einer Situationsrepräsentation

Unabhängig von den bereits für eine Szene diskutierten Elementen, umfasst eine Situation zusätzlich die funktionsrelevanten *Ziele und Werte*. Dies können transiente Ziele und Werte sein, wie die aktuelle Mission, Fahrmanöveranweisungen oder Verhaltenspräferenzen des Operators eines automatisierten Fahrzeugs. Bei einer teilautomatisierten Fahrfunktion können dies beispielsweise Fahrmanöveranweisungen zur Durchführung von Fahrstreifenwechseln oder das Verändern einer Ziel-Zeitlücke in einer Folgefahrt sein. Solche Ziele und Werte können auch permanent sein, wie regulatorische oder gesellschaftliche

Rahmenbedingungen. Aus Gründen der Laufzeiteffizienz kann es sinnvoll sein, nicht etwa jeden Paragraph einer Straßenverkehrsordnung alle paar Millisekunden in der Situation zu inkludieren, sondern diese Informationen in Form des aktuellen Landes und der Verkehrsdomäne (Autobahn, Landstraße, Stadt) zu abstrahieren.

## 6 Definition des Begriffs „Szenario“

Der Begriff „Szenario“ wird häufig im Kontext von Simulation und Test oder bei der funktionalen Beschreibung eines Systems verwendet.

Gemäß Jarke et al. [27] gibt es drei Disziplinen, in welchen häufig von Szenarien gesprochen wird. Diese drei Disziplinen sind das strategische Management, die Mensch-Computer-Interaktion und die Software- und Systementwicklung, um aktuelle und zukünftige Realitäten zu beschreiben.

Go & Carroll [28] merken an, dass sich die Verwendung des Szenariobegriffs in verschiedenen Themengebieten unterscheidet, sich die Elemente eines Szenarios jedoch ähneln. Nach [28] enthält ein Szenario: (1) Akteure, (2) Hintergrundinformationen über die Akteure und deren Umgebung, (3) Ziele und (4) eine Folge von Aktionen und Ereignissen.

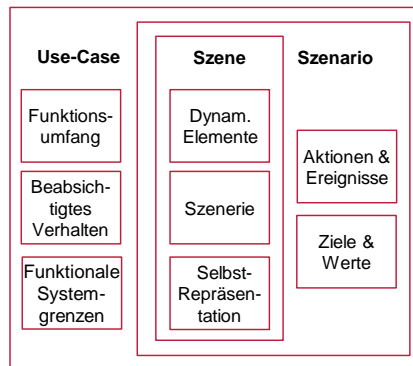


Abbildung 6: Szene, Szenario und Use-Case

Das Oxford Wörterbuch [29] definiert ein Szenario als geforderte Folge oder Entwicklung von Ereignissen bzw. den niedergeschriebenen Abriss eines Films, einer Novelle oder eines Bühnenstücks, welche Details über die Handlung und individuelle Szenen beinhaltet.

Geyer et al. [4] definieren, dass ein Szenario zumindest eine Situation innerhalb einer Szene beinhaltet. Zusätzlich beinhaltet ein Szenario die andauernden Aktivitäten von einem oder beiden (mehreren) Akteuren. Entsprechend der zuvor vorgestellten Film- bzw. Theatermetapher wird der Begriff eines Szenarios als ein Handlungsstrang (storyline) verstanden, welcher jedoch nicht jede Aktion in allen Details umfasst.

Gemäß Abbildung 6 umfasst ein Szenario Szenen, Aktionen & Ereignisse sowie Ziele & Werte. In diesem Beitrag wird daher die folgende Definition vorgeschlagen:

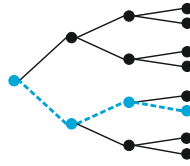


Abbildung 7: Ein Szenario (blau gestrichelt) als zeitliche Abfolge von Aktionen/Ereignissen (Kanten) und Szenen (Knoten)

*Ein Szenario beschreibt die zeitliche Entwicklung von Szenenelementen innerhalb einer Folge von Szenen, welche mit einer Startszene beginnt. Aktionen und Ereignisse ebenso wie Ziele und Werte können spezifiziert werden, um diese zeitliche Entwicklung in einem Szenario festzulegen. Im Gegensatz zu Szenen decken Szenarien eine gewisse Zeitspanne ab.*

Ein Szenario *verknüpft* Szenen durch Aktionen und Ereignisse. Gemäß Abbildung 7 ist ein Szenario ein einzelner Pfad in der zeitlichen Folge von Aktionen & Ereignissen (Kanten) sowie Szenen (Knoten) innerhalb des Baumes, welcher die Gesamtheit aller möglichen zukünftigen Szenarien für eine gegebene Ausgangsszene darstellt. Ein Szenario umfasst *mindestens* eine anfängliche Szene sowie Aktionen & Ereignissen um einen Pfad in Abbildung 7 vollständig zu beschreiben. Es ist jedoch auch möglich, ein Szenario durch eine vollständige Menge von aufeinanderfolgenden Szenen zu spezifizieren. Dabei spezifizieren die Aktionen & Ereignisse dann nur noch das Verstreichen von Zeit bis zur nächsten Szene.

Entsprechend der Theatermetapher wird ein Szenario typischerweise durch *mehrere* Szenen mit dazwischen vorgegebenen Aktionen & Ereignissen spezifiziert. In der Realität sind alle Aktionen & Ereignisse zu einem gewissen Grad mit Unsicherheiten bei deren Ausführung behaftet. Folglich passen menschliche Akteure ihr Verhalten an, um bestimmte Schlüsselszenen in einem Theaterspiel zu erreichen. Ebenso kann ein Verkehrsszenario solche Schlüsselszenen, wie eine eng definierte Durchfahrtreihenfolge in einem Kreuzungsszenario, enthalten. Im Extremfall ist ein Szenario durch ein Storyboard wie bei einem Zeichentrickfilm beschrieben, welches jedes kleinste Detail spezifiziert. Im Gegensatz dazu kann ein Szenario auch einzig durch eine Startszene und dem Kommando an alle Akteure, ihre individuellen Ziele und Werte zu verfolgen, beschrieben sein, ohne dass weitere Szenen vorgegeben werden. Hierbei können jedoch möglicherweise vorherrschende stochastische Prozesse bei der Verhaltensausführung bereits nach wenigen Sekunden in einem komplett offenen Ausgang des Szenarios resultieren. Sind keine Formen von Unsicherheiten erlaubt, so resultieren beide Beschreibungsformen exakt in dem *gleichen* Szenario.

Für Simulation und Test eines automatisiert fahrenden Fahrzeugs oder dessen Modulen werden häufig Testfälle spezifiziert. Jeder Testfall umfasst Pass-Fail-Kriterien, um das Ergebnis des Testfalls zu evaluieren. Darüber hinaus bedarf es der Definition von Use-Cases für die funktionale Systembeschreibung in einer frühen Phase der Systementwicklung entsprechend des V-Modells, z.B. gemäß des ISO 26262 Standard-Entwicklungsprozesses [30, Part 3]. Ein Use-Case umfasst die Beschreibung des Funktionsumfangs, die Beschreibung des beabsichtigten Verhaltens, die Spezifikation von Systemgrenzen sowie die Definition von einem oder mehreren Anwendungsszenarien. Anfänglich mögen solche Szenariobeschreibungen grob und unvollständig sein. Später im Entwicklungsprozess können diese

präziser ausdetailliert werden, um schlussendlich daraus durchführbare Testfälle ableiten zu können.

## 7 Bestandteile eines „Szenarios“

Abbildung 6 zeigt die Komponenten einer Szenarioimplementierung. Ein Szenario besteht aus mindestens einer Szene, Aktionen & Ereignissen sowie Zielen & Werten. Abbildung 8 zeigt eine anfängliche (vereinfachte) Szene für einen Fahrstreifenwechsel auf einer zweistreifigen Autobahn. Die Ziele & Werte des automatisierten Fahrzeugs (blau) sind das kollisionsfreie Erreichen des linken Fahrstreifens, symbolisiert durch die karierte Flagge. Die Startszene wird durch die Draufsicht ganz links illustriert. Aktionen & Ereignisse sind durch die Film-Klappe dargestellt. Dies sind in diesem Beispiel: (1) das Aktivieren des Fahrtrichtungsanzeigers, (2) das Wechseln des Fahrstreifens und (3) das Rezentrieren/Folgen des Fahrstreifenverlaufs des linken Fahrstreifens. In Simulationsumgebungen wie Virtual Test Drive (VTD)<sup>3</sup> existieren bereits Werkzeuge zur Spezifikation solcher Szenarien.

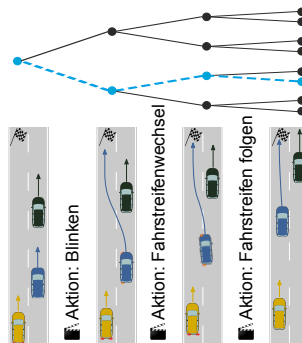


Abbildung 8: Illustration einer Szenariorepräsentation

## 8 Zusammenfassung

In diesem Beitrag wurden Definitionen für die Begriffe Szene, Situation und Szenario aus der Literatur zusammengefasst. Basierend auf den Anforderungen des automatisierten Fahrens wurde von den Autoren eine Begriffsdefinition für jeden der Begriffe vorgeschlagen. Darüber hinaus wurden jeweils die Elemente vorgestellt, die eine Szene und Situation beschreiben.

Es verbleibt, diese Definitionen im Kontext von Multi-Agenten-Umgebungen sowie von Fahrzeug-zu-Fahrzeug-Kommunikation und Fahrzeug-zu-Infrastruktur-Kommunikation zu überprüfen und ggf. weiter zu entwickeln. Darüber hinaus möchten die Autoren eine Diskussion innerhalb des Themenfelds anregen, um so eine konsistente Nomenklatur zu erreichen.

<sup>3</sup><http://www.vires.com/>

## Literatur

- [1] S. Ulbrich, T. Menzel, A. Reschka, F. Schuldt und M. Maurer. „Defining and Substantiating the Terms Scene, Situation and Scenario for Automated Driving“. In: *2015 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Angenommen. 2015.
- [2] M. Thomason und R. Gonzalez. „Data Structures and Databases in Digital Scene Analysis“. In: *Advances in Information Systems Science*. Hrsg. von J. Tou. Springer US, 1985, S. 1–47.
- [3] M. Maurer. „EMS-vision: knowledge representation for flexible automation of land vehicles“. In: *2000 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2000, S. 575–580.
- [4] S. Geyer, M. Baltzer, B. Franz, S. Hakuli, M. Kauer, M. Kienle, S. Meier, T. Weissgerber, K. Bengler, R. Bruder, F. Flemisch und H. Winner. „Concept and development of a unified ontology for generating test and use-case catalogues for assisted and automated vehicle guidance“. In: *IET Intelligent Transport Systems* 8.3 (2014), S. 183–189.
- [5] K. Wershofen und V. Graefe. „Situationserkennung als Grundlage der Verhaltenssteuerung eines mobilen Roboters“. In: *Autonome Mobile Systeme 1996*. Hrsg. von G. Schmidt und F. Freyberger. Informatik aktuell. Springer Berlin Heidelberg, 1996, S. 170–179.
- [6] M. Haag. „Bildfolgenauswertung zur Erkennung der Absichten von Strassenverkehrsteilnehmern“. Diss. Universität Karlsruhe, 1998.
- [7] W. Krüger. *Situationsmodellierung in der Bildfolgenauswertung*. KI - Informatik Fachberichte. Springer Berlin Heidelberg, 1991.
- [8] P. J. Bergmiller. *Towards Functional Safety in Drive-by-Wire Vehicles*. Springer International Publishing, 2015.
- [9] A. Reschka, G. Bagschik, S. Ulbrich, M. Nolte und M. Maurer. „The ability and skill graphs for system modeling, online monitoring, and decision support for vehicle guidance systems“. In: *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Angenommen. 2015.
- [10] S. Ulbrich, T. Nothdurft, M. Maurer und P. Hecker. „Graph-Based Context Representation, Environment Modeling and Information Aggregation for Automated Driving“. In: *2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2014, S. 541–547.
- [11] E. Dickmans. „Subject-object discrimination in 4D dynamic scene interpretation for machine vision“. In: *Proceedings of Workshop on Visual Motion*. 1989, S. 298–304.
- [12] U. Eco. *Einführung in die Semiotik*. Übers. von J. Trabant. 9. Aufl. München: Wilhelm Fink, 1972, S. 474.
- [13] R. Matthaei. „Wahrnehmungsgestützte Lokalisierung in fahrstreifengenauen Karten für Fahrerassistenzsysteme und automatisches Fahren in urbaner Umgebung“. Im Druck. Diss. Technische Universität Braunschweig, 2015.
- [14] K. Homeier und L. Wolf. „RoadGraph: High level sensor data fusion between objects and street network“. In: *2011 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2011, S. 1380–1385.



- [15] M. T. Schmidt, U. Hoffmann und M. E. Bouzouraa. „A Novel Goal Oriented Concept for Situation Representation for ADAS and Automated Driving“. In: *2014 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2014, S. 886–893.
- [16] M. A. Wirtz. *Dorsch - Lexikon der Psychologie*. Hrsg. von M. A. Wirtz. 16. Bern, Switzerland: Verlag Hans Huber, 2013.
- [17] D. Reichardt. „Kontinuierliche Verhaltenssteuerung eines autonomen Fahrzeugs in dynamischer Umgebung“. Diss. Universität Kaiserslautern, 1996.
- [18] M. Pellkofer. „Verhaltensentscheidung für autonome Fahrzeuge mit Blickrichtungssteuerung“. Diss. Universität der Bundeswehr München, 2003.
- [19] R. Mock-Hecker. *Wissensbasierte Erkennung kritischer Verkehrssituationen: Erkennung von Plankonflikten*. VDI Verlag, 1994.
- [20] M. Reichel, M. Botsch, R. Rauschecker, K. Siedersberger und M. Maurer. „Situation aspect modelling and classification using the Scenario Based Random Forest algorithm for convoy merging situations“. In: *2010 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2010, S. 360–366.
- [21] M. Reichel. „Situationsanalyse für fortschrittliche Fahrerassistenzsysteme“. Diss. TU Braunschweig, 2013.
- [22] K.-H. Siedersberger. „Komponenten zur automatischen Fahrzeugführung in sehenden (semi-)autonomen Fahrzeugen“. Diss. Universität der Bundeswehr München, 2003.
- [23] W. Angenendt. *Situationsbezogene Sicherheitskriterien im Straßenverkehr*. 18. Bergisch Gladbach: Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt), Bereich Unfallforschung, 1987.
- [24] H. Von Benda. *Die Häufigkeit von Verkehrssituationen*. 116. Bergisch Gladbach, Germany: Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt), Bereich Unfallforschung, 1985.
- [25] E. D. Dickmanns. *Dynamic Vision for Perception and Control of Motion*. Springer-Verlag London Limited, 2007.
- [26] Bibliographisches Institut. *Situation*. Meyers enzyklopädisches Lexikon 21. Bibliographisches Institut AG, Mannheim, 1977.
- [27] M. Jarke, X. T. Bui und J. M. Carroll. „Scenario management: An interdisciplinary approach“. In: *Requirements Engineering* 3.3-4 (1998), S. 155–173.
- [28] K. Go und J. M. Carroll. „The blind men and the elephant: Views of scenario-based system design“. In: *ACM Interactions* 11.6 (2004), S. 44–53.
- [29] Oxford. *Scenario*. <http://www.oxforddictionaries.com/definition/english/scenario>. Oxford University Press, Apr. 2015.
- [30] International Organization for Standardization (ISO). *ISO 26262:2011 Road vehicles - Functional safety*. Geneva, Switzerland, 2011.



## Manöverprädiktion an innerstädtischen Knotenpunkten durch Exklusion alternativer Manöveroptionen

Claas Rodemerk<sup>\*</sup>, Robert Kastner<sup>†</sup> und Hermann Winner<sup>‡</sup>

**Zusammenfassung:** Kollisionswarnsysteme für den Einsatz an innerstädtischen Knotenpunkten unterliegen allgemein der Problematik der unbekannten Fahrerhandlung. In diesem Beitrag wird eine Methode vorgestellt, die das vom Fahrer beabsichtigte Manöver anhand des Ausschlusses alternativer Manöver prädiziert. Vorteile dieser Vorgehensweise sind die Unabhängigkeit von der Qualität der Ortung und der Detaillierung des genutzten Kartenmaterials. Die mit dem gewählten Ansatz erreichbare Prädiktionsqualität wird anhand der Messdaten einer Probandenstudie im realen Straßenverkehr evaluiert und die Detektionsqualität analysiert.

**Schlüsselwörter:** Fahrerassistenzsysteme, Fahrerabsichtsdetektion, Manövervorhersage, innerstädtische Knotenpunkte.

### 1 Einleitung und Zielsetzung der Arbeit

Obwohl im Bereich des automatisierten Fahrens in den letzten Jahren enorme Fortschritte erzielt worden sind, ist davon auszugehen, dass der Mensch als Fahrer mittelfristig für das Fahren in innerstädtischen Situationen unabdingbar ist. Dies ist sowohl in der im Vergleich zu außerstädtischen Verkehrssituationen höheren Komplexität als auch in den erschwerten Bedingungen der Umfeldwahrnehmung begründet. Unfallstatistiken zeigen, dass die Mehrheit der Unfälle innerorts mit Personenschäden an Knotenpunkten stattfindet und Unfälle hauptsächlich durch menschliches Fehlverhalten verursacht werden [1]. Bis auf wenige Ausnahmen [2], [3] sind bisher jedoch noch keine Systeme zur Unterstützung des Fahrers in diesen Situationen im Serieneinsatz. Die genannten existenten Systeme werten die aktuellen Positionen und Bewegungen der beteiligten Fahrzeuge aus und warnen vor drohenden Kollisionen mit den eigenen Fahrkorridor kreuzenden Verkehr. Eine Manöverprädiktion des Egofahrzeugs in der Annäherungsphase an den Knotenpunkt wird hier jedoch nicht durchgeführt, da der Systemeingriff erst bei unmittelbarer Kollisionsgefahr erfolgt. Dies liegt neben der in Kreuzungssituationen erschwerten Objektdetektion auch an der Problematik der unbekannten Fahrerabsicht. Je nach beabsichtigtem Manöver

<sup>\*</sup> Claas Rodemerk ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt, Otto-Berndt-Straße 2, 64287 Darmstadt (rodemerk@fzd.tu-darmstadt.de).

<sup>†</sup> Robert Kastner ist Section Leader Functions Technology, Automobile Functions and Material Technology, Honda R&D Europe (Deutschland) GmbH, Carl-Legien-Strasse 30, 63073 Offenbach, (Robert\_Kastner@de.hrdeu.com).

<sup>‡</sup> Hermann Winner ist Leiter des Fachgebiets Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt, Otto-Berndt-Straße 2, 64287 Darmstadt (winner@fzd.tu-darmstadt.de).

des Fahrers sind verschiedene Objekte der Situation relevant, wie in Abbildung 1 dargestellt ist. Während z.B. entgegenkommende Verkehrsteilnehmer für ein Geradeausfahren oder Rechtsabbiegen des Egofahrzeugs auf Vorfahrtsstraßen irrelevant sind, müssen diese jedoch im Falle eines Linksabbiegens als potentielle Kollisionsobjekte betrachtet werden. Hierdurch verschlimmert sich der als Warndilemma bekannte Zielkonflikt zwischen einem frühen und potentiell stärker fehlerbehafteten und einem späten, aber weniger effektiven Warn- oder Eingriffszeitpunkt von Assistenzsystemen weiter.

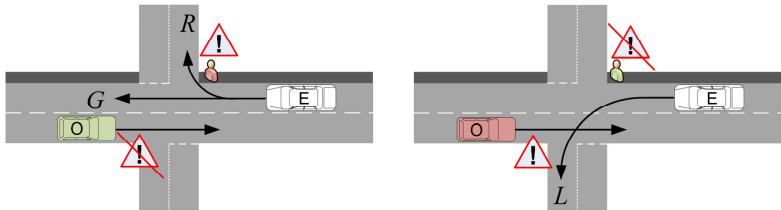


Abbildung 1: Einfluss der Fahrerabsicht.

### 1.1 Zielsetzung

Ziel der hier vorgestellten Arbeit ist eine frühzeitige Prädiktion der Fahrerintention (Fahrerabsicht) und damit der Handlung des Fahrers des Egofahrzeugs auf Manöverebene (Rechtsabbiegen, Linksabbiegen und Geradeausfahren) bereits während einer Kreuzungsannäherung. Da sich menschliche Intentionen selbst nicht direkt über Sensorik bestimmen lassen, werden sie indirekt über eine Auswertung von beobachtbaren Parametern erfasst. Der in der Straßenverkehrsordnung vorgeschriebene Weg zur Äußerung von Abbiegeintentionen mittels des Fahrtrichtungsanzeigers wird in der Praxis nur teilweise angewendet. Feldstudien ermitteln eine durchschnittliche Nutzungsrate des Fahrtrichtungsanzeigers für Abbiegemanöver von lediglich 75 % [4]. Für eine Assistenzfunktionalität an Kreuzungen entscheidend ist weiterhin der Zeitpunkt der Manöverprädiktion. Je früher ein Manöver erkannt wird, umso mehr Zeit steht für eine potentielle Warnung zur Verfügung und entsprechend verlängert sich die für den Fahrer zur Verfügung stehende Reaktionszeit. Angestrebt wird daher eine Prädiktion des vom Fahrer auszuführenden Manövers, bevor dies initiiert wird und somit durch eine physikalische Richtungsänderung des Fahrzeugs erfassbar ist. In der diesem Beitrag zugrundeliegenden Forschungsarbeit wird insbesondere untersucht, welche im Fahrzeug mit Serien- bzw. seriennahen Sensoren messbaren Größen dazu geeignet sind, eine möglichst frühzeitige Manöverprädiktion an Knotenpunkten bei gleichzeitig geringen Falsch-Positiv-Raten auch ohne Verwendung des Fahrtrichtungsanzeigers zu ermöglichen. Hierfür wurde ein prototypisches System in einem Versuchsfahrzeug realisiert, mit dem eine Probandenstudie zur Datenerhebung durchgeführt worden ist. Neben den fahrdynamischen Daten wurden auch mittels Kamera- und Radarsensoren gewonnene Umfeldinformationen analysiert. Weiterhin wurde die Kopfpose der Fahrer erfasst und für die Manöverprädiktion ausgewertet.

## 2 Stand der Technik und Forschung

In der Literatur findet sich eine Vielzahl von Ansätzen zur Detektion unterschiedlichster Fahrerabsichten. Die Arbeiten unterscheiden sich zum einen bezüglich der detektierten Absichten und zum anderen in den dazu verwendeten Methoden. Diverse Ansätze leiten das vom Fahrer beabsichtigte Manöver aus der Beobachtung der zurückgelegten Trajektorie des Fahrzeugs [5], [6] oder aus einer Auswertung des Geschwindigkeitsverlaufs einer Kreuzungsannäherung her [7]. Weiterhin finden sich auch Ansätze, die auf der Verwendung hochgenauer Lokalisierungen und fahrstreifengenauen digitalen Karten basieren [8], [9]. In neueren Arbeiten wird zudem verstärkt der Fahrer selbst und sein Verhalten im Fahrzeug als zusätzliche Informationsquelle genutzt. Hier finden sich Methoden, die die Körperbewegung des Fahrers [10], [11] sowie seine Kopf- und Blickbewegung auswerten und zur Manöverprädiktion nutzen [12], [13].

Generell lassen sich die Ansätze in diskriminative Verfahren zur reinen Klassifizierung und generative Verfahren zur Klassifizierung und Ermittlung einer zugehörigen Wahrscheinlichkeit einteilen. Eine dementsprechend gestaltete aktuelle Übersicht von Arbeiten zur Fahrerabsichtsdetektion findet sich in [14].

Allen Arbeiten gemein ist der Ansatz, Messgrößen mit hinterlegten Werten oder Mustern zu vergleichen und somit die jeweils aktuelle Fahrerabsicht aus einer Auswahl von Alternativen durch die größte Übereinstimmung zu ermitteln. Solche Positiv-Detektionsansätze werden i.d.R. nur in bestimmten Situationen aktiviert und sind daher abhängig von der Qualität der Ortung und des genutzten Kartenmaterials. Insbesondere bei der Verwendung von Standard-Navigationskarten in Verbindung mit 1-Frequenz-GNSS Empfängern ergeben sich somit Lokalisierungsungenauigkeiten  $> 10$  m. In für die Lokalisierung ungünstigen Situationen, wie sie beispielsweise in Hochhausschluchten oder bei temporären Abweichungen zwischen der digitalen Karte und der realen Verkehrsführung auftreten, erhöhen sich die Abweichungen weiter. Hier werden vor allem Berechnungsmethoden, die das Verhalten in Abhängigkeit des Abstandes zu einem Bezugspunkt auswerten, vor große Herausforderungen gestellt. Da für den Serieneinsatz eines Systems zur Manövervorhersage nicht von der durchgängigen Verfügbarkeit aktueller und hochgenauer Kartendaten ausgegangen werden kann, verbleibt somit ein Unsicherheitsfaktor.

## 3 Exklusionsansatz

### 3.1 Konzept

Für den hier vorgestellten Ansatz zur Prädiktion des Fahrmanövers bei Erreichen eines Knotenpunktes wird auf die Nutzung einer hochgenauen Lokalisierung verzichtet. Um eine Unabhängigkeit von der Lokalisierungsgenauigkeit zu erreichen, wird ein Konzept entwickelt, das auf dem Ausschluss von alternativen Manövern beruht. Im Unterschied zu den im Stand der Technik beschriebenen Methoden ist hier also das Ziel nicht die Detektion eines Manövers anhand der größten Übereinstimmung, sondern die Exklusion alternativer Optionen.

So wird beispielsweise ein Rechtsabbiegen nicht direkt detektiert, sondern die alternativen Optionen Linksabbiegen und Geradeausfahren ausgeschlossen. Dieses Vorgehen hat gegenüber der Positiv-Detektion von Manövern weiterhin den Vorteil, dass bereits der Ausschluss einer Manöveroption einen Informationsgewinn darstellt. Während der Entfall einer Option bei ursprünglich drei Alternativen im Positiv-Ansatz noch zu keiner Detektion führt, lässt sich diese Information bei der Exklusion bereits nutzen um Falsch-Positiv-Warnungen von speziellen Funktionalitäten wie beispielsweise einer Linksabbiegeassistentenz zu unterdrücken.

Darüber hinaus unterscheidet sich das lokalisierungsunabhängige Exklusionskonzept dadurch von nur in Kreuzungsnähe aktiven Positiv-Detektionsansätzen, dass es dauerhaft aktiv ist und daher kontinuierlich Exklusionswahrscheinlichkeiten für die betrachteten Manöver berechnet.

Ein weiterer Unterschied liegt in der Wahl des Bezugspunktes. Bei Positiv-Detektionsansätzen wird die aus einer digitalen Karte bekannte ortsfeste Position einer Kreuzung als Bezugspunkt genutzt, auf die sich das Fahrzeug über die Zeit zubewegt und somit seinen jeweiligen Abstand verkleinert ( $x_0 - x_2$  in Abbildung 2).  $R$  bezeichnet hier die errechnete Wahrscheinlichkeit für ein Rechtsabbiegemanöver,  $L$  die Wahrscheinlichkeit für ein Linksabbiegen und  $G$  die Wahrscheinlichkeit für ein Geradeausfahren. Entsprechend sind die Exklusionswahrscheinlichkeiten, also die Wahrscheinlichkeiten, dass ein Manöver nicht ausgeführt wird, mit  $\bar{R}$ ,  $\bar{L}$  und  $\bar{G}$  bezeichnet.

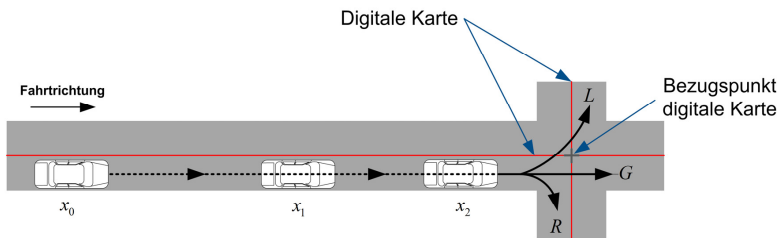


Abbildung 2: Positiv-Detektion.

Beim Exklusionskonzept dagegen ist das Egofahrzeug selbst der Bezugspunkt, unabhängig von seiner absoluten Positionierung. Es werden Ausschlusswahrscheinlichkeiten für jedes Manöver für verschiedene Prädiktionshorizonte  $s_i$  vor dem Ego-Fahrzeug berechnet. Die Aussagen der parallel in jedem Rechenschritt betrachteten Prädiktionshorizonte lassen sich als "Bugwelle" interpretieren, die das Ego-Fahrzeug vor sich her schiebt, wie in Abbildung 3 dargestellt ist.

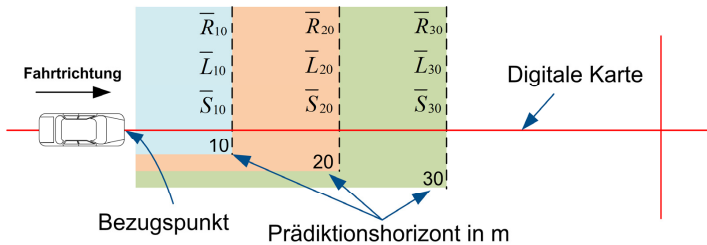


Abbildung 3: Exklusionsansatz.

### 3.2 Datenerhebung

Zur Untersuchung des vorgestellten Ansatzes ist ein Versuchsfahrzeug mit Messtechnik zur Erfassung der fahrzeuginternen CAN Bus Daten ausgerüstet worden. Weiterhin wurden ein stereokamerabasierter Headtracker, zusätzliche Radarsensorik und eine Frontkamera integriert. Somit ist das System in der Lage, mittels Seriensenorik im Fahrzeug messbare fahrdynamische Größen, Fahrereingaben, Daten der Fahrerkopfpose und Blickrichtung sowie aus der Umfeldwahrnehmung gewonnene Kontextinformationen für Manövriervorhersagen zu nutzen. Umgebungsinformationen, die für die Manövriervorhersage genutzt werden, sind hierbei die Existenz und Richtung benachbarter Fahrstreifen (in gleiche Richtung befahren oder entgegenkommend) sowie auf der Straßenoberfläche detektierte Richtungspfeile.

Das beschriebene Versuchsfahrzeug wurde in einer Probandenstudie zur Datenerhebung im realen Stadtverkehr mit 30 Teilnehmern (je 15 m/w, durchschnittliches Alter 43,3 Jahre) genutzt, die jeweils ca. 150 verschiedene Kreuzungen durchfahren haben. Die zu befahrende Strecke war hierbei für alle Probanden gleich und den Probanden vorgegeben.

Während der Datenaufzeichnung in der Probandenstudie wurde ein konventioneller GPS Empfänger mit Dead-Reckoning-Funktionalität genutzt, um anhand digitalen Kartenmaterials von OpenStreetMap [15] über MapMatching-Verfahren den aktuell verbleibenden Abstand bis zum Erreichen der nächsten Kreuzung sowie die dort gültige Vorfahrtsregelung zu ermitteln. Um die somit entstehende Lokalisierungsgenauigkeit zu berücksichtigen, wird der ermittelte Abstand lediglich in 10 m-Intervalle eingeteilt und zusammen mit den Messwerten gespeichert. Die in der Anfahrt auf die Kreuzungen gesammelten Daten werden zur Wahrscheinlichkeitsbestimmung der Manövriervorhersagen genutzt. Um die Anwendbarkeit auf verschiedene innerstädtische Kreuzungstypen zu gewährleisten, wird eine Systematik zur Klassifizierung von innerstädtischen Kreuzungen bezüglich des vom Fahrer geforderten Verhaltens angewendet. Somit ergeben sich verschiedene Kreuzungsgruppen und auch die Streckenführung der Testroute. Aufgrund der Unterschiede, die sich durch die jeweils vom Fahrer geforderte Verhaltensweise ergeben, werden die Gruppen getrennt voneinander betrachtet.

### 3.3 Positiv-Detektionsansatz

Um die Leistungsfähigkeit des Exklusionsansatzes einordnen zu können, wird zunächst ein Positiv-Detektionsansatz untersucht. Das Vorgehen unterscheidet sich von im Stand der Technik und Forschung vorgestellten Ansätzen dadurch, dass aus den Messdaten Indikatoren gebildet werden, deren einzelne Ergebnisse zur Manövervorhersage kombiniert werden. Hierzu werden die Werte der Eingangssignale in Intervalle eingeteilt, für die jeweils eine Wahrscheinlichkeit für die Ausführung eines Manövers hinterlegt ist. Jeder Indikator beschreibt daher anhand der hinterlegten Häufigkeitsfunktion die Zugehörigkeit des Eingangssignals zu den Manöveroptionen Rechtsabbiegen, Linksabbiegen und Geradeausfahren. Dadurch, dass die Indikatoren die Transformation der Eingangssignale in Manöverwahrscheinlichkeiten durchführen, lassen sich mit dem beschriebenen Ansatz unterschiedlichste Arten sowohl kontinuierlicher als auch diskreter Informationen zu Gesamtmanöverwahrscheinlichkeiten kombinieren. Das beschriebene Vorgehen ermöglicht weiterhin die Integration von Kontextinformationen der Kreuzungssituation, wie beispielsweise den Typ und die Fahrstreifenzugehörigkeit von Richtungspfeilen auf der Straßenoberfläche, als auch die Erkennung charakteristischer Muster in Signalverläufen vor der Ausführung eines bestimmten Manövers [16]. Weiterhin zeichnet sich das Vorgehen durch eine hohe Variabilität aus, da ohne Veränderungen in der Struktur Indikatoren situationsabhängig hinzugefügt oder entfernt werden können und für verschiedene Vorfahrtsregelungen lediglich die hinterlegten Wahrscheinlichkeitsfunktionen umgeschaltet werden müssen.

Bei der Positiv-Detektion werden die Wahrscheinlichkeitsfunktionen ausschließlich anhand Daten gleicher Manöver und Kreuzungen derselben Gruppe errechnet. Somit werden beispielsweise für ein Rechtsabbiegen auch nur Rechtsabbiegemanöver genutzt und auf das Vorkommen bestimmter Merkmale (beispielsweise der Existenzhäufigkeit eines Wertes in einem bestimmten Wertebereich) durchsucht. Durch analoges Vorgehen für Linksabbiegemanöver und Geradeausfahrten stehen somit drei Wahrscheinlichkeitsfunktionen zur Verfügung.

### 3.4 Exklusionsansatz

Der Exklusionsansatz basiert auf dem gleichen Grundprinzip wie die oben beschriebene Positiv-Detektionsweise und verwendet ebenso Indikatoren, um aus Messwerten Manöverwahrscheinlichkeiten zu berechnen. Die Bildung der Indikatoren unterscheidet sich jedoch. Da das Ziel ist, die Wahrscheinlichkeit zu bestimmen, dass ein Manöver  $M$  nicht in einem betrachteten Prädiktionshorizont ausgeführt wird, werden die Trainingsmengen der vorhandenen Daten aufgeteilt in die Gruppen  $M$  und  $\bar{M}$ .

Zum Ausschluss eines Rechtsabbiegemanövers werden daher beispielsweise die Messdaten sämtlicher Manöver der zugehörigen Kreuzungsgruppe wie folgt aufgeteilt: Eine Menge an Nicht-Rechts-Manövern  $N_{\bar{R}}$  (alle Geradeaus  $N_G$  und Linksabbiegemanöver  $N_L$ ) und die Menge aller Rechtsabbiegemanöver  $N_R$ . Analog zu diesem Vorgehen werden die Mengen  $N_{\bar{L}}$  und  $N_L$  sowie  $N_{\bar{G}}$  und  $N_G$  gebildet.

Durch diese Einteilung der jeweils drei Manöveroptionen in je zwei Gruppen  $M_i$  und  $\bar{M}_i$  entsteht eine ungleiche Anzahl an Einträgen pro Gruppe. Dieser Umstand muss



durch eine entsprechende Gewichtung mit dem Verhältnis der Größen beider Gruppen zueinander berücksichtigt werden.

Für jeden genutzten Indikator werden seine Eingangsdaten analog dem Vorgehen des Positiv-Detektionsansatzes in Intervalle unterteilt. Für die Gruppen  $M_i$  und  $M_l$  werden daraufhin jeweils Auftretenshäufigkeiten  $n_i$  und  $n_l$  der Eingangswerte pro Intervall der Größe aus den Daten der Probandenstudie ermittelt. Dies erfolgt für alle betrachteten Prädiktionshorizonte vor dem Fahrzeug und anhand der in der Datenaufzeichnung ermittelten Abstandsintervalle bis zum Erreichen der Kreuzung.

Die somit bekannten Häufigkeiten  $n_i$  und  $n_l$  werden gemäß folgender Formel zu einer Exklusionswahrscheinlichkeit des betrachteten Manövers kombiniert:

$$ex_M = \frac{n_l}{n_i + n_l}$$

In dem Fall, dass die Gruppe  $M_i$  keine Einträge  $n_i$  für ein Eingangssignal innerhalb eines Intervalls enthält, die Gruppe  $M_l$  dagegen schon, ergibt sich somit eine Exklusionswahrscheinlichkeit von 100 % für das Manöver  $M$ .

Beispielhaft sind in den Tabellen 1 - 3 die über die beschriebene Vorgehensweise ermittelten Ausschlusswahrscheinlichkeiten des Lenkradwinkelindikators dargestellt. Positive Werte resultieren aus einer Lenkradddrehung nach links und negative Werte aus einem Rechtseinschlag. Erwartungsgemäß nehmen die Ausschlusswahrscheinlichkeiten mit zunehmendem Prädiktionshorizont ab und nähern sich in einer Grenzwertbetrachtung jeweils einem Wert von  $p = 50 \%$  an.

Tabelle 1: Wahrscheinlichkeitsverteilung für Manöver  $\bar{G}$ .

Lenkradwinkel $\delta$ Prädiktions- horizont	$\delta < -30^\circ$	$-30^\circ \leq \delta < 30^\circ$	$\delta \geq 30^\circ$
10 m	0,98	0,10	0,82
20 m	0,96	0,33	0,86
30 m	0,70	0,48	0,61

Tabelle 2: Wahrscheinlichkeitsverteilung für Manöver  $\bar{L}$ .

Lenkradwinkel $\delta$ Prädiktions- horizont	$\delta < -30^\circ$	$-30^\circ \leq \delta < 30^\circ$	$\delta \geq 30^\circ$
10 m	0,99	0,76	0,05
20 m	0,95	0,52	0,08
30 m	0,89	0,50	0,26

Tabelle 3: Wahrscheinlichkeitsverteilung für Manöver  $\bar{R}$ .

Prädiktions- horizont \ Lenkradwinkel $\delta$	$\delta < -30^\circ$	$-30^\circ \leq \delta < 30^\circ$	$\delta \geq 30^\circ$
10 m	0,01	0,90	1,00
20 m	0,03	0,66	0,89
30 m	0,11	0,51	0,73

Mit den bekannten Wahrscheinlichkeitsverteilungen  $\bar{R}$ ,  $\bar{L}$  und  $\bar{G}$  lässt sich für jeden Indikator anhand des aktuellen Wertes des Eingangssignals das Manöver mit der höchsten Exklusionswahrscheinlichkeit ausschließen. Aus obigem Beispiel resultieren somit für einen Lenkeinschlag nach rechts mit  $\delta < -30^\circ$  Exklusionswahrscheinlichkeiten für die nächsten 10 m Fahrstrecke von  $\bar{G}_{10} = 98\%$ ,  $\bar{L}_{10} = 99\%$  und  $\bar{R}_{10} = 1\%$ .

Zur Auswahl eines zu exkludierenden Manövers wird das Maximum der drei Werte des betrachteten Prädiktionshorizonts herangezogen, in dem Beispiel wird daher ein Linksabbiegen in den nächsten 10 m ausgeschlossen.

Erlauben wie im angegebenen Beispiel die Exklusionsraten eine sichere Aussage und liegt ein ausreichend großer Abstand zur Exklusionsrate des dritten Manövers vor, lässt sich auch das Manöver mit der zweithöchsten Exklusionswahrscheinlichkeit ausschließen. Somit verbleibt lediglich das Manöver mit der geringsten Exklusionswahrscheinlichkeit, welches das prädiizierte Manöver ist.

Dieses Vorgehen wird für die Evaluation des Ansatzes für jeden aufgezeichneten Zeitschritt der Messdaten ausgeführt und somit das Manöver mit der höchsten Ausschlusswahrscheinlichkeit für verschiedene Distanzhorizonte vor dem Fahrzeug bestimmt.

## 4 Ergebnisse

Zu Vergleichszwecken werden die Prädiktionsleistungen des Positiv-Detektionsansatzes und des Exklusionsansatzes gegenübergestellt. Hierzu wird ein Referenzzeitpunkt von 1 s vor Beginn des jeweiligen Manövers betrachtet. Der Beginn des Manövers wird wie folgt ermittelt [16]: Für Abbiegemanöver wird a posteriori aus der beim Abbiegen gefahrenen Bahnkurve mittels Gierrate und Lenkradwinkel deren Krümmung ermittelt. Die Krümmungsberechnung erfolgt ausschließlich über die fahrzeugeigene Sensorik und ist daher frei von Lokalisierungsungenauigkeiten. Der zugehörige Kurvenscheitelpunkt wird mittels Integration über die zurückgelegte Strecke bestimmt und ein 5 %iger Anteil der Strecke bis zum Erreichen des Scheitelpunkts als Referenzpunkt des Manöverbeginns herangezogen, auf den sich die nachfolgenden Werte beziehen. Da dieses Vorgehen prinzipbedingt nicht für Geradeausfahrten anwendbar ist, wird für diese Manöver der aus den Kartendaten entnommene Kreuzungsmittelpunkt verwendet. Zum Ausgleich der Lokalisierungsunsicherheit wird in der Evaluation pauschal eine Zeitspanne von  $t = 3$  s von dem Geradeaus-Referenzpunkt subtrahiert. Bei den hier betrachteten X-Kreuzungen ergeben sich 3 mögliche Manöver: Rechts- und Linksabbiegen sowie Geradeausfahren. Ein stochasti-

scher Ratevorgang würde daher bei einer hinreichend großen Anzahl eine Vorhersage-wahrscheinlichkeit von 1/3 ergeben. Wird ausschließlich der gemäß oben beschriebenen Vorgehen auf der Ego-Geschwindigkeit basierende Geschwindigkeitsindikator zur Manö-vervorhersage genutzt, ergibt sich beim in Abschnitt 3.3 vorgestellten Positiv-Detektionsansatz lediglich eine Detektionsqualität von 38,4 % aller Manöver, die richtig vorhergesagt werden. Obwohl eine niedrige Geschwindigkeit intuitiv direkt mit einem Abbiegemanöver in Verbindung gebracht werden kann, gelingt aufgrund der Vielzahl an unterschiedlichen Kreuzungsgeometrien die Unterscheidung zwischen Rechts- und Link-sabbiegevorgängen nicht. Äußere Einflüsse, wie z.B. die Rotphase einer Lichtsignalanlage, tragen ebenfalls zu der schlechten Detektionsleistung bei. Um vergleichbare Ergebnis-se zu erhalten, erfolgt eine Evaluation des Exklusionsansatzes durch eine Auswertung des exkludierten Manövers zum gleichen Zeitpunkt. Der Exklusionsansatz ist hier in der Lage, ebenfalls ausschließlich unter Verwendung des Geschwindigkeitsindikators, in 79,2 % aller evaluierten Kreuzungsanfahrten 1 sec. vor Manöverbeginn eine der Manöveroptionen wahrheitsgemäß auszuschließen. Dies entspricht ca. doppelt so vielen richtigen Prädik-tionen im Vergleich zum Positiv-Detektionsansatz. Beim Ausschluss zweier Manöver der drei Optionen verbleibt automatisch nur ein nicht exkludiertes Manöver, das auch das prä-dizierte Manöver ist. Daher lässt sich die hier erreichte Prädiktionsrate von 56,8 % direkt mit den 38,4 % des Positiv-Detektionsansatzes vergleichen. Zu Vergleichszwecken ist in Tabelle 4 die Prädiktionsleistung verschiedener Indikatoren gegenübergestellt.

Tabelle 4: Prädiktionsleistung der Indikatoren 1 Sekunde vor Manöverbeginn.

Indikator	Prädiktionsleistung der Ansätze		
	Positiv-Detektionsansatz	Exklusion einer Option	Exklusion von 2 Optionen
Geschwindigkeit	38,4 %	79,2 %	57,6 %
Lenkradwinkel	47,3 %	79,5 %	46,3 %
Kopfrotation	47,5 %	82,6 %	54,6 %

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

Das Konzept der indikatorbasierten Exklusion wurde anhand beispielhaft ausgewählter Indikatoren implementiert und mit den Daten einer Probandenstudie evaluiert. Im direkten Vergleich zeigt sich ein deutlicher Vorteil zugunsten des Exklusionsansatzes bezogen auf den Wahrheitsgehalt der getroffenen Aussagen der Indikatoren. Bereits die Exklusion einer alternativen Option lässt sich als Informationsgewinn zur Unterdrückung von Falsch-Positiv-Reaktionen von Fahrerassistenzsystemen nutzen. Neben weitergehenden Untersu-chungen zur Leistungsfähigkeit des Ansatzes wird der Fokus zukünftiger Forschungs-aktivitäten auf der Fragestellung liegen, inwiefern maschinelle Lernverfahren genutzt werden können, um die Exklusionsaussagen der einzelnen Indikatoren zu Gesamtaussagen zu verbinden.

## Literatur

- [1] L. Evans, "Comment: The Dominant Role of Driver Behavior in Traffic Safety," *American Journal of Public Health*, vol. 86, no.6, 1996.
- [2] "BAS PLUS with Cross-Traffic Assist," [http://techcenter.mercedes-benz.com/en/bas\\_plus\\_cross\\_traffic\\_assist/detail.html](http://techcenter.mercedes-benz.com/en/bas_plus_cross_traffic_assist/detail.html), Zugriff am 06.08.2015.
- [3] "Volvo Auto Brake," <http://www.multi-vu.com/mnr/71400582-all-new-volvo-XC90-safest-car>, Zugriff am 06.08.2015.
- [4] R. Ponziani, "Turn Signal Usage Rate Results: A Comprehensive Field Study of 12,000 Observed Turning Vehicles", SAE Technical Paper 2012-01-0261.
- [5] H. Berndt und K. Dietmayer, "Driver Intention Inference with Vehicle Onboard Sensors," *IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, 2009, S. 102–107.
- [6] A. Kurt, J. L. Yester, Y. Mochizuki und Ü. Özgüner, "Hybrid-State Driver/Vehicle Modelling, Estimation and Prediction," *Proc. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2010, S. 806–811.
- [7] M. Liebner, F. Klanner, M. Baumann und C. Ruhhammer, "Velocity-Based Driver Intent Inference at Urban Intersections in the Presence of Preceding Vehicles," in *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 5, issue 2, 2013.
- [8] S. Lefèvre, J. Ibañez-Guzmán und C. Laugier, "Context-based Estimation of Driver Intent at Road Intersections," *IEEE Symposium on Computational Intelligence in Vehicles and Transportation Systems (CIVTS)*, Paris, France, 2011.
- [9] B. Tang, S. Khokhar und R. Gupta, "Turn Prediction at Generalized Intersections," *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seoul, Korea, 2015, S. 1399–1404.
- [10] S. Y. Cheng und M. M. Trivedi, "Turn-Intent Analysis Using Body Pose for Intelligent Driver Assistance," in *IEEE Pervasive Computing*, vol. 5, issue 4, 2006.
- [11] A. Jain et al., "Know Before You Do: Anticipating Maneuvers via Learning Temporal Driving Models," *Cornell Tech Report*, 2015.
- [12] M. Liebner, F. Klanner und C. Stiller, "Der Fahrer im Mittelpunkt – Eye-Tracking als Schlüssel zum mitdenkenden Fahrzeug?," in *8. Workshop Fahrerassistenzsysteme (FAS2012)*, Walting, Deutschland, 2012, S. 87–96.
- [13] A. Doshi, M. Trivedi, "A comparative exploration of eye gaze and head motion cues for lane change intent prediction," *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Eindhoven, Niederlande, 2008, S. 49–54.
- [14] F. Klanner, M. Liebner, "Fahrerabsichtserkennung und Risikobewertung," in *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, 3rd ed., H. Winner et al. Springer, Berlin, Deutschland, 2015, S. 701–719.
- [15] "OpenStreetMap," <http://www.openstreetmap.org>, Zugriff am 06.08.2015.
- [16] C. Rodemerk, H. Winner und R. Kastner, "Predicting the Driver's Turn Intentions at Urban Intersections Using Context-based Indicators", *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seoul, Korea, 2015, S. 964–969.

# Planungsbasierte Fußgängerprädiktion

Eike Rehder\*, Horst Klöden† und Christoph Stiller‡

**Zusammenfassung:** Während die Unfallzahlen stetig sinken, bleibt die Zahl verletzter Fußgänger im Straßenverkehr nahezu konstant. Um dem mit aktivem Fußgängerschutz entgegenzuwirken, ist eine Prädiktion unerlässlich. In dieser Arbeit wird ein Verfahren zur dynamik- und umfeldbasierten Prädiktion vorgestellt. Hierfür werden Ziele als latente Variablen eingeführt, zu denen mithilfe eines Bewegungsmodells eine Pfadverteilung geplant wird. Ein Partikelfilter übernimmt die Verwaltung der Ziele. Ergebnisse zeigen eine deutliche Verbesserung der Prädiktion gegenüber reinen Dynamikmodellen wie etwa einem Kalman-Filter.

**Schlüsselwörter:** Fußgängerschutz, Prädiktion, Intentionserkennung

## 1 Einleitung

Neueste Fortschritte in der Fußgängerdetektion lassen den aktiven Fußgängerschutz in greifbarer Nähe erscheinen. Hierfür ist es allerdings unerlässlich, deren Bewegung prädizieren zu können.

In bisherigen Systemen wurde die Prädiktion auf Basis von Dynamikinformationen durchgeführt, also meist durch eine Extrapolation der bisherigen Bewegungsmuster. Allerdings können Fußgänger sehr dynamisch ihre Bewegungszustände wechseln, sodass mit steigenden Zeithorizonten die Unsicherheit der Prädiktion über ein vertretbares Niveau ansteigt.

Hier zeigt sich, dass allein dynamikbasierte Prädiktion nicht zielführend sein kann. Menschliches Handeln ist meist von einer bestimmten Motivation getrieben. So bewegen sich Fußgänger aus der Absicht heraus, ein bestimmtes örtliches Ziel zu erreichen. Problemstellung dieser Art sind bereits aus der Robotik bekannt: ein Mensch kann als ein Agent aufgefasst werden, der nach bestimmten Gesichtspunkten seinen Pfad zu einem Ort plant. Durch diese Annahme kann das Prädiktionsproblem von einer reinen Vorhersage über den Bewegungszustand in ein Planungsproblem umgewandelt werden.

Für dieses Planungsproblem muss zunächst ein Modell über die Umgebung angefertigt werden, in dessen Rahmen dann die Planung ausgeführt werden kann. Hier zeigt sich ein weiterer Vorteil planungsbasierter Fußgängerprädiktion gegenüber der reinen Dynamik: Informationen über die Umgebung wie z.B. Hindernisse, Fußwege, etc., können in der Prädiktion mit berücksichtigt werden.

---

\*eike.rehder@kit.edu, Institut für Mess- und Regelungstechnik (MRT), Karlsruher Institut für Technologie (KIT)

†horst.kloeden@bmw.de, BMW Group Forschung und Technik, München

‡stiller@kit.edu, Institut für Mess- und Regelungstechnik (MRT), Karlsruher Institut für Technologie (KIT)

Ist nun der Aufenthaltsort eines Fußgängers in seiner Umgebung bekannt, kann durch Planung zu seinem örtlichen Ziel sein weiter Bewegungspfad vorhergesagt werden. Dem Ziel kommt dabei eine besondere Bedeutung bei: es spiegelt die Intention eines Fußgängers wider, also z.B. die Absicht, eine Straße zu überqueren oder auf dem Fußweg zu verbleiben. Von außen betrachtet ist diese Intention allerdings unbekannt, dies bedeutet, dass sie zur Prädiktionszeit als latente Variable mitgeführt werden muss.

In dieser Arbeit soll eine Verteilung über die zukünftigen Aufenthaltsorte eines Fußgängers durch Planung gewonnen werden. Ein Fußgänger sei dabei repräsentiert durch seinen Zustand  $X_t$  in Position  $(x_t, y_t)$  und Orientierung  $\nu_t$  zur Zeit  $t$ ,  $X_t = (x_t, y_t, \nu_t)^\top$ . Durch Tracking sei auch die Vergangenheit der Zustände  $X^t = (X_t, X_{t-1}, \dots, X_0)$  bekannt. Zusätzlich sei eine Karte der Umgebung  $\Theta_t$ , gegeben durch ein Belegungsgitter, verfügbar.

Als latente Variable werden kurzfristig zu erreichende Ziele  $X_T$  eingeführt. Die Verwendung dieser Zielzustände erlaubt es, eine zielgerichtete Planung auszuführen, sodass die Verteilung  $p(X^T|X^t, X_T, \Theta_t)$  als Prädiktion geschätzt werden kann.

Durch Marginalisierung über mögliche Zielzustände wird die Verteilung

$$p(X^T|X^t, \Theta_t) \quad (1)$$

der zukünftigen Fußgängerzustände bis zum Zeitpunkt  $T$  geschätzt. In nachfolgenden Zeitschritten kann die initiale Prädiktion mit der tatsächlichen Bewegung abgeglichen werden. Dies erlaubt eine rekursive Verbesserung der Zielannahmen, sodass als Nebenprodukt die Intention des Fußgängers in Form seines Bewegungsziels inferiert werden kann.

## 2 Stand der Forschung

Die Prädiktion von Fußgängern gewinnt mit zunehmender Güte von Detektionsverfahren immer mehr an Bedeutung. Generell kann zwischen kurzzeitiger Prädiktion im Bereich von Zehntelsekunden und Langzeitprädiktion mit Zeithorizonten von mehreren Sekunden unterschieden werden.

Im Bereich der Kurzzeitprädiktion wird meist Gebrauch von rekursiven Schätzverfahren gemacht, die die bisherige Bewegung des Fußgängers modellbasiert extrapolieren. Zu den verbreitetsten Verfahren gehören Kalman-Filter (KF und EKF) [11] sowie Partikelfilter (PF) [1]. Als Erweiterung der sonst starren Modellannahme werden interagierende Modelle verwendet, bei denen mehrere Bewegungsmodelle gleichzeitig verwendet werden [8]. Auch werden Gauß'sche dynamische Modelle verwendet [5, 10]. Ein Sonderfall der Kurzzeitprädiktion beschäftigt sich mit der Frage nach der Änderung des Bewegungszustands, also z.B. Stehen gegenüber Gehen [12] oder das Betreten der Straße [9].

Im Bereich der Langzeitprädiktion wird meist die Bewegung eines Fußgängers anhand von zuvor beobachteten Trajektorien in eine Klasse von Bewegungsmustern eingeordnet und damit prädictiert [2, 3, 6]. Auch planungsbasierte Prädiktion anhand von Umgebungseinflüssen wird verwendet [13, 4, 7].

## 3 Zielgerichtete Fußgängerprädiktion

Für die Repräsentation der Verteilung  $p(X^T|X^t, \Theta_t)$  wird ein Belegungsgitter verwendet. Der Zustandsraum wird in die drei Dimensionen Ort  $(x_t, y_t)$  und Orientierung  $\nu_t$  diskretisiert.

Die Diskretisierung des Raumes erlaubt es, die Verteilung über den Aufenthaltsort des Fußgängers parameterfrei anzunähern. Gegenüber parametrischen Modellen bringt dies den Vorteil mit sich, dass eine Vielzahl von multimodalen Verteilungen dargestellt werden kann, wie sie sich zum Beispiel durch Hindernisse im Weg des Fußgängers ergeben.

Darüber hinaus wird die Markov-Annahme getroffen, sodass  $p(X_{t+1}|X^t) = p(X_{t+1}|X_t)$  gilt. Ein Gitter für die Verteilung  $p(X_t|X_{t-1})$  sei bezeichnet mit  $\Phi_t$ . Der aktuelle Zeitpunkt wird als  $t = 0$  definiert,  $p(X_0)$  sei aus dem Tracking bekannt.

### 3.1 Prädiktionsmodell

Für die Prädiktion ist zunächst der Übergang einer Verteilung zum Zeitpunkt  $t$  nach  $t+1$  von Interesse. Dies entspricht der Übergangsverteilung zwischen zwei aufeinanderfolgenden Gittern. Wie bereits erwähnt, wird die Markov-Annahme getroffen, die hier durch ein Bewegungsmodell abgebildet wird. Dieses Bewegungsmodell sei repräsentiert durch

$$X_t = X_{t-1} + u(v_t, \nu_t), \quad (2)$$

wobei  $u(v_t, \nu_t)$  einen Bewegungsvektor bezeichnet, der sich aus der Geschwindigkeit  $v_t$  des Fußgängers und seiner Ausrichtung  $\nu_t$  berechnet, hier

$$u(v_t, \nu_t) = (\Delta_t v_t \cos \nu_t, \Delta_t v_t \sin \nu_t)^\top. \quad (3)$$

Diese Annahme entspricht einer linearen Bewegung mit konstanter Geschwindigkeit entlang einer konstanten Bewegungsrichtung.

Sind sowohl  $X_{t-1}$  als auch  $u(v_t, \nu_t)$  Zufallsgrößen, so gilt für die Verteilung von  $X_t$

$$p(X_t|X_{t-1}) = p(X_{t-1}) \otimes p(u(v_t, \nu_t)), \quad (4)$$

d.h. eine Faltung der Verteilung zum vorigen Zeitpunkt mit der des Bewegungsvektors.

Für die Modellierung der Verteilung von  $u(v_t, \nu_t)$  werden die Geschwindigkeit  $v_t$  und Orientierung  $\nu_t$  als unabhängig betrachtet. Die Geschwindigkeit sei normalverteilt mit bekanntem Mittelwert und Varianz, die Orientierung  $\nu_t$  wird als von-Mises-verteilt mit bekanntem Mittelwert und Konzentrationsparameter  $\kappa_{\Delta\nu}$  angenommen. Zudem sei eine Bewegung nicht entlang der Orientierung von-Mises-verteilt mit Mittelwert Null und Konzentrationsparameter  $\kappa_v$ .

$$\begin{aligned} p(\Delta x, \Delta y, \Delta\nu) \propto & \exp\left(-\frac{(\Delta x - \Delta t v \cos(\nu))^2}{2\sigma_v^2}\right) \\ & \cdot \exp\left(-\frac{(\Delta y - \Delta t v \sin(\nu))^2}{2\sigma_v^2}\right) \\ & \cdot \exp(\kappa_{\Delta\nu} \cos(\Delta\nu)) \\ & \cdot \exp(\kappa_v \cos(\angle(\Delta y, \Delta x) - \nu)) \end{aligned} \quad (5)$$

Auf das Belegungsgitter diskretisiert, ergibt sich aus der Verteilung (5) die diskrete Faltungsmaske  $A$ . Die Verteilung  $\Phi_t$  wird aus ihrem Vorgänger  $\Phi_{t-1}$  durch eine diskrete Faltung berechnet aus

$$\Phi_t \propto A \otimes \Phi_{t-1}. \quad (6)$$

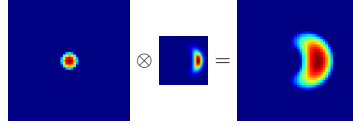


Abbildung 1: Faltung einer Initialverteilung mit Prädiktionsmaske und Endergebnis

Die Gitter  $\Phi_t$  sind nun als die Wahrscheinlichkeitsverteilung über den Zustand  $X_t$  zu verstehen, den ein Fußgänger in  $t$  Zeitschritten bei gegebener Bewegung erreicht haben kann. Durch den großen Anteil unbesetzter Zellen in sowohl der Vorgänger- als auch der Bewegungsverteilung lässt sich die Faltung effizient durch spärliche Matrizen berechnen.

Abbildung 1 zeigt beispielhaft einen einzelnen Faltungsschritt. Dabei ist die Aufenthaltsverteilung des Fußgängers in  $x$ - und  $y$ -Richtung normalverteilt mit dem Mittelwert in der Mitte der Karte initialisiert, die Ausrichtung ist von-Mises-verteilt mit Mittelwert Null. Daraus ergibt sich eine Ausrichtung nach rechts, was sich auch in der resultierenden Faltungsmaske niederschlägt. Das Ergebnis der Faltung ist dann eine nierenförmige Verteilung nach rechts verschoben, wie auch eine Fußgängerbewegung zu erwarten wäre.

### 3.2 Zielgerichtete Prädiktion

Bisher wurde lediglich eine allgemeine probabilistische Prädiktion vorgenommen. Da allerdings die Bewegung eines Fußgängers zielgerichtet ist, sollte dies in der Prädiktion ebenfalls berücksichtigt werden. Hierfür wird die bereits vorgestellte Prädiktion erweitert, um genau diesen Umstand abzubilden.

Es wird zunächst angenommen, die Verteilung  $p(X_T)$  über den Zielzustand des Fußgängers zum Zeitpunkt  $T$  sei bekannt. Diese Annahme ist in der Einführung von  $X_T$  als latente Variable begründet.

Zunächst wird wieder ein diskretisiertes Gitter  $\Phi_T$  angelegt. Dieses wird als initiale Annahme für eine rückwärts gerichtete Prädiktion verwendet. Hierfür wird die Verteilung (5) invertiert, sodass ein Faltungsmaske  $A^{-1}$  gewonnen werden kann. Die rückwärtsgerichtete Prädiktion berechnet sich dann zu

$$\Phi_{t-1} \propto A^{-1} \otimes \Phi_t. \quad (7)$$

Gleichung (7) beschreibt also eine Verteilung über den Fußgängerzustand  $X_t$  zum Zeitpunkt  $t$ , der bei gegebener Bewegung zum Zeitpunkt  $T$  den Zustand  $X_T$  erreichen wird.

Unter der Annahme, Ausgangszustand  $X_0$  und Zielzustand  $X_T$  seien statistisch unabhängig, ist der Pfad, den ein Fußgänger von  $X_0$  zu  $X_T$  wählt, die Kombination der vorwärts und rückwärts gerichteten Prädiktion. Sei  $\Phi_t^+$  also die aus (6) gewonnene Prädiktion für den Zeitpunkt  $t$  und  $\Phi_t^-$  äquivalent die aus der inversen Prädiktion gewonnene, so ergibt sich

$$p(X_t|X_0, X_T) \propto \Phi_t^+ \Phi_t^-. \quad (8)$$

Dies bedeutet, dass durch iterative Faltung in Vorwärts- und Rückwärtsrichtung und Multiplikation der Ergebnisse die Verteilung  $p(X_t|X_0, X_T)$  berechnet werden kann.



### 3.3 Umgebungseinfluss

Für die langfristige Bewegung von Fußgängern spielt neben der Dynamik auch die Umgebung eine bedeutende Rolle. Dies spiegelt sich z.B. bei Objekten wie parkenden Fahrzeugen wider, die ein Fußgänger nicht durchqueren kann. Darüber hinaus verhält sich ein Fußgänger beim Überqueren einer Straße anders als beim Gehen auf einem Gehweg.

Aus diesen Überlegungen heraus soll also auch die Umgebung in die Planung einbezogen werden. Dafür wird eine *a-priori*-Verteilung  $p(X_t|\Theta_t)$  berechnet, mit der die Prädiktion modifiziert wird zu

$$\Phi_t^+ \propto p(X_t|\Theta_t) (A \otimes \Phi_{t-1}^+) \text{ und} \quad (9)$$

$$\Phi_{t-1}^- \propto p(X_t|\Theta_t) (A^{-1} \otimes \Phi_t^-). \quad (10)$$

Der Term  $p(X_t|\Theta_t)$  in (9) und (10) repräsentiert anschaulich die Wahrscheinlichkeit, dass ein Fußgänger eine Gitterzelle mit bestimmten Eigenschaften betreten wird. So ergibt sich z.B., dass ein Fußgänger eine Zelle, die bereits von einem anderen Objekt belegt ist, nur mit geringer Wahrscheinlichkeit betritt.

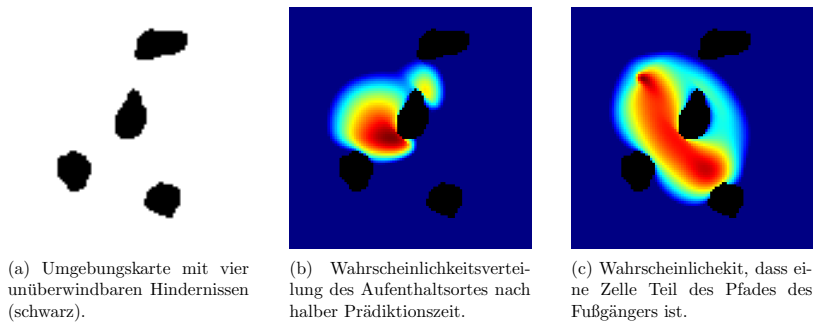


Abbildung 2: Verwendung einer Umgebungskarte: Karte, Zwischenverteilung und resultierende Pfadverteilung. Blau entspricht niedriger, rot hoher Aufenthaltswahrscheinlichkeit.

Die *a-priori*-Verteilung  $p(X_t|\Theta_t)$  wird in Form eines Belegungsgitters mit Diskretisierung analog zu  $\Phi_t$  geschätzt. Die Schätzung erfolgt dabei zellenweise aus Merkmalen eines Gitters  $\Theta_t$ . Das Gitter  $\Theta_t$  enthält dabei verschiedene Merkmale, die in die Verteilungsschätzung einfließen. Sei  $\theta_i$  der Vektor aller Merkmale der Zelle  $i$ , so wird die *a-priori*-Wahrscheinlichkeit  $p(X_i|\theta_i)$  abgeschätzt mit der Sigmoidfunktion

$$p(X_i|\theta_i) = \frac{1}{1 + \exp(-a^T \theta_i)}, \quad (11)$$

wobei der Vektor  $a^T$  Gewichtungssparameter der einzelnen Merkmale darstellt.

Die Gewichte  $a^T$  werden anhand von bekannten Fußgängertrajektorien gelernt. Hierfür sei ein Satz von  $N$  Trajektorien  $(\zeta_1, \dots, \zeta_N)$  mit  $M$  Einzelmessungen  $\zeta_i = \{X_1, \dots, X_M\}$  zusammen mit den dazugehörigen Belegungsgittern  $\Theta_i$  bekannt. Es wird nun für jede

Trajektorie die Planung gemäß (8) mit (9) und (10) ausgeführt und in einen Pfad umgewandelt, um zunächst unabhängig von der zeitlichen Komponente sein zu können. Für die Pfadverteilung werden die Gegenwahrscheinlichkeiten des Aufenthaltsortes zu allen Zeitpunkten herangezogen, sodass das Ergebnis

$$p(X^t|X_0, X_T, \Theta_t) = 1 - \prod_{i=0}^M (1 - p(X_i|X_0, X_T, \Theta_t)) \quad (12)$$

die Wahrscheinlichkeit bezeichnet, dass ein Fußgänger auf dem Pfad von  $X_0$  zu  $X_T$  sich jemals in einer Zelle  $X$  befindet (s. z.B. Abb. 2c).

Dieser Pfad wird dann auf der Grundwahrheit der bekannten Trajektorie ausgewertet. Dies entspricht der prädierten Wahrscheinlichkeit des tatsächlichen Pfades. Für die Optimierung der Parameter soll diese maximiert werden, d.h. die Prädiktion soll den tatsächlichen Pfad mit möglichst großer Wahrscheinlichkeit vorhersagen. Dieses Problem ist äquivalent zur Minimierung des negativen Logarithmus der Pfadwahrscheinlichkeit

$$J(a) = - \sum_{\zeta_i \in X_j \in \zeta_i} \log(p(X = X_j|X_0, X_T, \Theta_t)). \quad (13)$$

### 3.4 Zielmodell

Für die bisherige Prädiktion wurde das Ziel  $X_T$  des Fußgängers als bekannt angenommen. In der Realität ist dies allgemein nicht der Fall, daher wird das Ziel als eine latente Variable behandelt. Die Schätzung der Verteilung der Ziele erfolgt mittels eines Partikelfilters. Dabei repräsentiert Jeweils ein Partikel ein Ziel mitsamt der dazugehörigen Prädiktionsplanung. Über die Gewichte der Partikel kann dann die prädierte Verteilung berechnet werden.

Durch die Verwendung mehrerer Ziele können zudem multiple Hypothesen für das Fußgängerverhalten zu jedem Zeitpunkt verarbeitet werden, so kann z.B. ein Partikel den Fall abbilden, dass der Fußgänger eine Straße quert, während ein weiteres repräsentiert, dass er sich weiterhin auf dem Gehweg befindet.

Für die Filterung werden zunächst Ziele gleichverteilt initialisiert und die Planung gemäß (8) ausgeführt. Hiermit liegen nun Prädiktionen im Gitter vor, die im nachfolgenden Schritt mit der tatsächlichen Bewegung abgeglichen werden können.

Hierfür sei  $p(X_t^+)$  die geschätzte Aufenthaltsverteilung des Fußgängers zum Zeitpunkt  $t$ , während  $p(X_t|X_0, X_T, \Theta_t)$  der prädierten Verteilung für diesen Zeitpunkt entspricht. Unter Anwendung des Satzes von Bayes ergibt sich zunächst

$$p(X_t|X_0, X_T, \Theta_t) \propto p(X_0, X_T, \Theta_t|X_t). \quad (14)$$

Wird nun über die aktuelle Messung  $X_t^+$  marginalisiert, gilt unter Zuhilfenahme der Unabhängigkeitsannahme, äquivalent zu (8),

$$p(X_T) \propto \int p(X_0, X_T, \Theta_t|X_t^+) p(X_t^+) dX_t^+. \quad (15)$$

Die Verteilung (15) wird nun für die jeweiligen Zielpartikel ausgewertet, um diese neu zu gewichten. Unwahrscheinliche Ziele können nun verworfen und in der Umgebung der bestehenden Ziele neu gezogen werden.

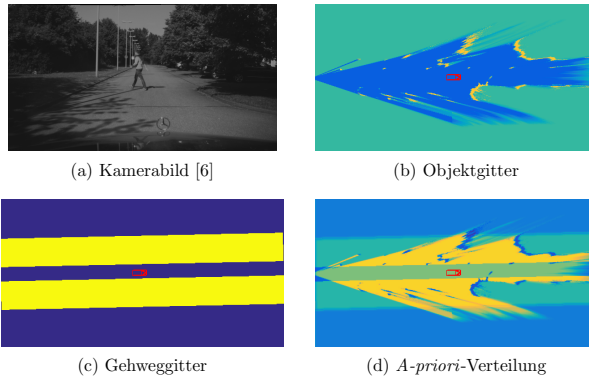


Abbildung 3: Merkmalsgitter und resultierende *a-priori*-Verteilung. Blau entspricht niedriger, gelb hoher Wahrscheinlichkeit.

## 4 Ergebnisse

Die vorgestellte Prädiktion wurde anhand des in [6] vorgestellten Datensatzes evaluiert. Hierfür wurden aus Stereokamerabildern Belegungsgitter für Objekte aufgezeichnet. Zusätzlich wurden Belegungsgitter für Straße, Gehweg und Bordsteine synthetisch aus der Annahme eines linearen Straßenverlaufs erzeugt. Sowohl die Trainings- als auch die Testdaten wurden in Untersequenzen von vier Sekunden Länge aufgeteilt.

Für das Training wurden sowohl die Parameter des Bewegungsmodells (5) als auch die Parameter der *a-priori*-Verteilung gemäß (13) auf den Trainingstrajektorien optimiert. Als Merkmale für den Umgebungseinfluss dienten neben einem Bias-Term und den originalen Belegungskarten auch weichgezeichnete Varianten der einzelnen Belegungsmerkmale, um z.B. bevorzugte Abstände von Objekten abbilden zu können.

Ein Kamerabild einer Szene zusammen mit den resultierenden Belegungsgittern und der geschätzten Verteilung sind in Abbildung 3 dargestellt.

Für die Bewertung wird die prädizierte Wahrscheinlichkeit der tatsächlichen Trajektorie ausgewertet. Dieses Maß entspricht der Sicherheit der Prädiktion, mit der die Fußgängerbewegung vorhergesagt werden kann. Für die jeweiligen Ergebnisse wurden die Prädiktionsgüten der Einzelsequenzen gemittelt.

### 4.1 Prädiktion

Zunächst wird die reine Prädiktion mit verschiedenen Umgebungsmerkmalen bewertet. Dafür werden mithilfe der wie oben beschrieben aufbereiteten Trainingsdaten die Parameter trainiert und dann auf den Testdaten bewertet. Dabei wird der Pfad des Fußgängers aus der Grundwahrheit entnommen und Start- und Zielverteilung entsprechend initialisiert. Gegeben dieser Verteilungen wird dann (13) gradientenbasiert minimiert.

In Abb. 4 sind die Ergebnisse der Prädiktion ausgewertet auf der Grundwahrheitstra-

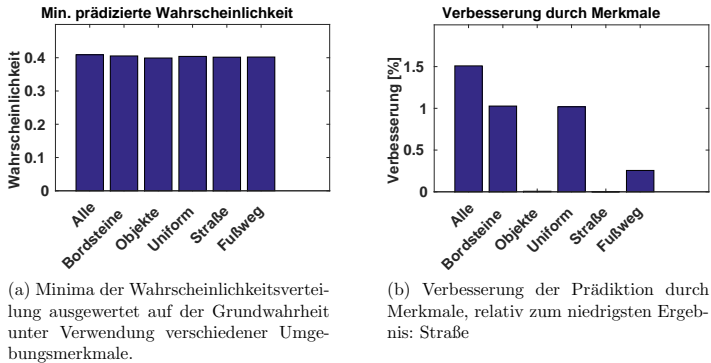


Abbildung 4: Bewertung der Prädiktion bei bekanntem Ziel.

jektorie des Fußgängers dargestellt. Dabei zeigt Abb. 4a jeweils die Minima der prädiizierten Verteilungen nach Verwendung der angegebenen Merkmale für die Umgebungsverteilung. Es zeigen sich nur minimale Unterschiede, was besonders dem Umstand geschuldet ist, dass das Ziel in diesem Vergleich ja bereits eindeutig bekannt war. Um die Verbesserung der Prädiktion durch verschiedene Merkmale besser erkennbar zu machen, wird in Abb. 4b die Verbesserung bezogen auf die schwächsten Merkmale der Straße betrachtet. Hier zeigt sich, dass die Güte der Prädiktion durch geeignetere Merkmale um lediglich 1,5% gesteigert werden konnte. Außerdem kann die Verwendung von ungenauen Merkmalen, wie z.B. der Straßenmerkmale, sogar zu einer Verschlechterung gegenüber einer uniformen *a-priori*-Verteilung führen.

## 4.2 Zielinferenz

Nachdem die Parameter der Prädiktion im vorigen Schritt bestimmt worden sind, werden diese nun für die Prädiktion mit unbekannten Zielen verwendet. Wieder werden die zugeschnittenen Testdaten verwendet. Allerdings wird von den vier Sekunden Sequenzlänge für eine Sekunde die rekursive Schätzung ausgeführt und dann für die verbleibende Zeit ausgewertet. Da zunächst nur Prädiktionshorizonte von drei Sekunden betrachtet wurden und eine davon bereits auf die rekursive Schätzung entfällt, verbleiben zwei Sekunden Prädiktion. Für den Vergleich sind zusätzlich die Ergebnisse eines Kalman-Filters mit dem Modell konstanter Geschwindigkeit dargestellt.

Abbildung 5 zeigt die Ergebnisse der Prädiktion nach rekursiver Schätzung. Betrachtet man zunächst die prädiizierte Wahrscheinlichkeit als Funktion des Prädiktionshorizontes (Abb. 5a), so zeigt sich wieder, dass die Einflüsse der Merkmale gering, allerdings deutlicher sind als im Fall der bekannten Ziele (12% gegenüber 1,5%). Dies deutet darauf hin, dass die Bewegungsprädiktion zwar unscharf bleibt, allerdings Bewegung im Kontext von Umweltmerkmalen besser auf die tatsächliche Intention des Fußgängers schließen lässt. Weiterhin zeigt sich, dass eine zielgerichtete Prädiktion besonders auf lange Prädiktionssicht dem reinen Dynamikmodell des Kalman-Filters deutlich überlegen ist (Abb. 5b).

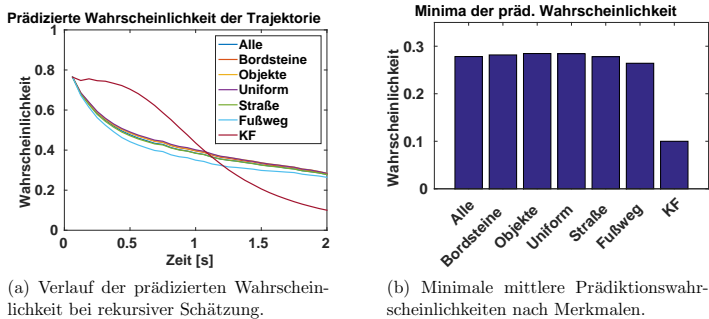


Abbildung 5: Bewertung der rekursiven Prädiktion mit latenten Zielen.

Zwar sind zu Beginn der Prädiktion Diskretisierungsartefakte aus dem Gitter zu erkennen, die sich z.B. in der schneller abfallenden Prädiktionsicherheit abzeichnen. Trotzdem ist selbst mit den schwächsten Merkmalen bei Prädiktionszeiträumen von über einer Sekunde die zielgerichtete Prädiktion dem KF überlegen.

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wurde ein Verfahren zur intentionsgetriebenen probabilistischen Prädiktion von Fußgängern vorgestellt. Durch die Schätzung von örtlichen Zielen eines Fußgängers als latente Variable wurde das Prädiktionsproblem in ein Planungsproblem umgewandelt. Zusätzlich konnte der Einfluss der Umgebung auf die Fußgängerbewegung berücksichtigt werden. Im Gegensatz zu anderen Methoden benötigt die planungsbasierte Prädiktion keinerlei interpretative Anteile, wie z.B. die Unterscheidung zwischen verschiedenen Dynamikzuständen oder Verhaltensweisen, sondern löst diese implizit.

Durch den modularen Aufbau der Prädiktion lassen sich ohne weiteres weitere Informationen einbinden. So sind die Filtermasken der Prädiktion beliebig austauschbar, um weitere Bewegungsmodelle darzustellen. Auch könnten gar die Umgebungseinflüsse dynamisch verändert werden, um so auf zeitlich veränderliche Umstände wie z.B. andere dynamische Verkehrsteilnehmer eingehen zu können. Ebenso ließe sich das Umgewichten und Neuziehen der Ziele durch Umgebungs- oder Dynamikinformationen verfeinern.

Insgesamt zeigt die Prädiktion aber bereits eine hohe Güte deutlich über einfachen Dynamikmodellen, sodass ihre besondere Stärke gerade bei hohen Prädiktionszeiträumen liegt.

## Literatur

- [1] Y. Abramson and B. Steux. Hardware-friendly pedestrian detection and impact prediction. In *Intelligent Vehicles Symposium, 2004 IEEE*, pages 590–595, June 2004.

- [2] Z. Chen, D. C. K. Ngai, and N. H. C. Yung. Pedestrian behavior prediction based on motion patterns for vehicle-to-pedestrian collision avoidance. In *Intelligent Transportation Systems, 2008. ITSC 2008. 11th International IEEE Conference on*, pages 316–321, Oct 2008.
- [3] Z. Chen and N. H. C. Yung. Improved multi-level pedestrian behavior prediction based on matching with classified motion patterns. In *Intelligent Transportation Systems, 2009. ITSC '09. 12th International IEEE Conference on*, pages 1–6, Oct 2009.
- [4] S.-Y. Chung and H.-P. Huang. A mobile robot that understands pedestrian spatial behaviors. In *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference on*, pages 5861–5866, Oct 2010.
- [5] C. Keller and D. Gavrilu. Will the pedestrian cross? a study on pedestrian path prediction. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 15(2):494–506, April 2014.
- [6] C. G. Keller, C. Hermes, and D. M. Gavrilu. Will the pedestrian cross? probabilistic path prediction based on learned motion features. In *Pattern Recognition*, pages 386–395. Springer, 2011.
- [7] K. M. Kitani, B. D. Ziebart, J. A. Bagnell, and M. Hebert. Activity forecasting. In *Computer Vision–ECCV 2012*, pages 201–214. Springer, 2012.
- [8] H. Kloeden, D. Schwarz, R. H. Raschofer, and E. M. Biebl. Fusion of cooperative localization data with dynamic object information using data communication for preventative vehicle safety applications. *Advances in Radio Science*, 11:67–73, 2013.
- [9] S. Kohler, M. Goldhammer, S. Bauer, K. Doll, U. Brunsmann, and K. Dietmayer. Early detection of the pedestrian’s intention to cross the street. In *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2012 15th International IEEE Conference on*, pages 1759–1764, Sept 2012.
- [10] R. Quintero, J. Almeida, D. Llorca, and M. Sotelo. Pedestrian path prediction using body language traits. In *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE*, pages 317–323, June 2014.
- [11] N. Schneider and D. M. Gavrilu. Pedestrian path prediction with recursive bayesian filters: A comparative study. In *Pattern Recognition*, pages 174–183. Springer, 2013.
- [12] C. Wakim, S. Capperon, and J. Oksman. A markovian model of pedestrian behavior. In *Systems, Man and Cybernetics, 2004 IEEE International Conference on*, volume 4, pages 4028–4033 vol.4, Oct 2004.
- [13] B. Ziebart, N. Ratliff, G. Gallagher, C. Mertz, K. Peterson, J. Bagnell, M. Hebert, A. Dey, and S. Srinivasa. Planning-based prediction for pedestrians. In *Intelligent Robots and Systems, 2009. IROS 2009. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 3931–3936, Oct 2009.

# A Confidence Measure for Feature-based Localization using Random Finite Sets

Manuel Stübler, Jürgen Wiest, Stephan Reuter and Klaus Dietmayer\*

**Abstract:** A reliable confidence measure for the localization of road vehicles is a crucial requirement to enable highly automated driving with an inherent self-awareness of its robustness and capabilities. Therefore, the present contribution introduces a novel approach to estimate not only the spatial uncertainty of a feature-based localization algorithm but also an associated confidence measure. The methodology makes use of Random Finite Sets to model and quantitatively describe the (expected) difference between a given map of landmarks and a set of corresponding online measurements. Based on a probabilistic representation of the two sets, the above-mentioned confidence measure is derived. Simulation results based on a Monte-Carlo localization framework are provided.

**Keywords:** Confidence, Reliability, Localization, Random Finite Sets

## 1 Introduction

Self-localization is one of the well-studied topics in robotics and autonomous systems. A detailed summary of common methodologies can for example be found in [1]. These include Markov localization and multi-hypothesis tracking with Kalman filters as well as grid and Monte-Carlo localization approaches with histogram and particle filters respectively. Despite the long-term research in this area, there is hardly any contribution found that addresses the problem of online measuring the confidence and reliability of such a localization process.

A basic concept to measure the confidence of Monte-Carlo localization (MCL) algorithms was outlined in [1] where the fundamental idea is to compare the current measurement likelihood to its average, which is for example learned from previously collected data. However, this approach cannot be directly adopted to the multi-object domain due to the incomparability of the multi-object likelihood between different measurement-to-landmark constellations, especially regarding the cardinality of the landmark map. Another way to evaluate the performance of a (single-object) state estimator is to calculate the Normalized Innovation Squared (NIS). The NIS is typically used for the online verification of a Kalman filter (and its extensions) and follows a  $\chi^2$  distribution for a consistent state estimator if the uncertainty is assumed to be Gaussian. In the multi-object case, e.g. regarding feature-based self-localization algorithms using multi-object likelihoods, this concept is again not applicable anymore. Therefore, the Multi-object Generalized NIS (MGNIS) was derived in [2] which facilitates an online evaluation of the

---

\*The authors are with driveU / Institute of Measurement, Control and Microtechnology, Ulm University, 89081 Ulm, Germany. E-Mail: {firstname.lastname} at uni-ulm.de

performance for multi-object tracking algorithms. However, the MGNIS has the major drawback that it does not follow a  $\chi^2$  distribution anymore and additionally is dominated by clutter. Therefore, its interpretation is quite problematic [3].

A different approach to evaluate the performance of multi-object filtering algorithms with ground truth data is based on the Wasserstein metric. Examples of a Wasserstein metric are, e.g., the Optimal Mass Transform (OMAT) metric [4] and the Optimal Sub-pattern Assignment (OSPA) metric [5]. Both metrics provide a measure for the distance of two Random Finite Sets (RFSs) that do not necessarily have the same cardinality and are therefore especially well-suited for the evaluation of tracking algorithms based on RFSs. The fact that clutter measurements and misdetections in general increase the OMAT distance in a disproportionate manner led to the introduction of a cut-off parameter in the OSPA metric. Another Wasserstein metric, namely the Cardinalized Optimal Linear Assignment (COLA) metric, that especially facilitates the evaluation of Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) algorithms was recently published in [6] and is derived from the OSPA metric. In fact, the two latter metrics try to incorporate both, the cardinality and the spatial difference of RFSs at a time where the OSPA metric delivers a spatial distance and the COLA metric delivers a cardinality distance. Because the Wasserstein metrics provide a distance measure between two RFSs, they can also be used to measure the difference between a map of landmarks and a set of online measurements. But again, they suffer from the effect that the distance between two sets tends to increase with their cardinality. Another metric that facilitates the comparison of RFSs is the Hausdorff metric which is typically dominated by outliers and therefore is hardly applicable when clutter measurements and misdetections are present.

The proposed method circumvents the previously outlined drawbacks and provides a probabilistic measure of the confidence and the spatial uncertainty of feature-based localization algorithms. The derived confidence measure is based on the multi-object likelihood [7] though its corresponding spatial uncertainty estimate is closely related to the OSPA metric. The remaining parts of this contribution are structured as follows: first, in Section 2, there is a brief introduction into the basic concepts and fundamentals that are required for the understanding of the following definition of the confidence measure in Section 3. Evaluation results based on a simulation framework are provided in Section 4 and a final conclusion is given in Section 5.

## 2 Basics

### 2.1 Random Finite Sets

A Random Finite Set (RFS) is defined by

$$X = \{x_1, \dots, x_n\}, \quad (1)$$

where the elements  $x_i \in X$  are distributed according to a probability density function  $f(x_i)$  and the number of elements  $n = |X|$  follows a cardinality distribution  $\rho(n)$ . Regarding the tasks of mapping and localization, RFSs are a suitable way of representing feature maps and sets of measurements as they do not imply an intrinsic order in contrast to random vectors [8]. Furthermore, with the Finite Set Statistics (FISST) [7] a Bayesian framework is available that facilitates the usage of RFSs for feature-based mapping and



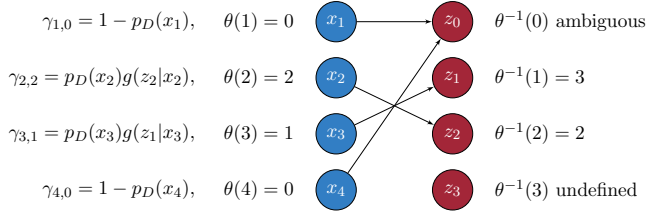


Figure 1: Illustration of an association function  $\theta$  with  $n = 4$  and  $m = 3$ , where  $z_3$  is a clutter measurement and  $x_1$  as well as  $x_4$  are misdetections that were assigned to the notional misdetection measurement  $z_0$ . Each landmark  $x_i$  has a corresponding association likelihood  $\gamma_{i,\theta(i)}$  based on its assigned measurement  $z_{\theta(i)}$ .

localization. In general, a map excerpt that lies within the Field of View (FoV) of the respective sensor  $X = M \cap \text{FoV}$  is used. The map typically comprises landmark positions in global coordinates whereas the measurements represent the feature detections in a local coordinate system. The two-dimensional vehicle pose  $\hat{\mathbf{p}} = [x \ y \ \psi]^T$  can for example be estimated by maximizing the (multi-object) likelihood function  $g(Z|\hat{\mathbf{p}}, X)$  because the likelihood for a set of measurements accordingly depends on the map of the environment and the pose of the vehicle. An additional process model can be incorporated by utilizing a particle filtering method. In the literature, this approach is known under the term MCL [9, 10]. The fact that the true association between map landmarks and measurements is unknown is addressed by summing over all possible hypotheses within the multi-object likelihood following [7]. Because of the exponentially increasing computational power, the multi-object likelihood is typically approximated by summing only over the  $k$  best assignments.

## 2.2 Association function

Given a set of measurements  $Z = \{z_1, \dots, z_m\}$  and a map of landmarks  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ , the association function  $\theta : \{1, \dots, n\} \rightarrow \{0, 1, \dots, m\}$  assigns to each landmark  $x_i$  with  $i \in \{1, \dots, n\}$  either a (true) measurement  $z_j$  with  $j \in \{1, \dots, m\}$  or the notional misdetection element  $z_0$ . An important property of the association function is that a measurement cannot be assigned to more than one landmark, thus  $\theta(i_1) = \theta(i_2) > 0 \Rightarrow i_1 = i_2$ . However, several undetected landmarks may be assigned to  $z_0$  which is actually not a true measurement but a mathematical construct. Figure 1 illustrates an exemplary association function with 4 landmarks and 3 measurements. An association function  $\theta$  can also be expressed through an equivalent assignment matrix  $A$  and vice versa (c.f. Section 3.1.2).

## 3 Confidence measure

Based on the concept of the multi-object likelihood derived in [7], in this section the mean association likelihood  $\bar{\gamma}_\theta(Z|X)$  for a set of measurements  $Z$ , a map of landmarks  $X$  and a known association function  $\theta$  is introduced as a measure for the confidence of feature-based localization estimates. A related approach is outlined in [1] (p. 257ff.) by comparing

the current (single-object) measurement likelihood  $g(z|x)$  to the average likelihood that is for example learned from the recorded dataset. However, the multi-object likelihood degenerates in the number of measurements as well as in the number of map landmarks and consequently would favor smaller cardinalities over larger ones. Thus, the basic idea of this contribution is to average the (single-object) association likelihood

$$\gamma_{i,\theta(i)} = \begin{cases} p_D(x_i) \cdot g(z_{\theta(i)}) & \text{if } \theta(i) > 0 \\ 1 - p_D(x_i) & \text{if } \theta(i) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

of a landmark  $x_i$  and an associated measurement  $z_{\theta(i)}$ .

### 3.1 Mean association likelihood

By disregarding clutter measurements for the moment, the mean association likelihood of a set of measurements  $Z = \{z_1, \dots, z_m\}$  and a map of landmarks  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  can be written as

$$\bar{\gamma}_\theta(Z|X) = \left( \prod_{i=1}^n (1 - p_D(x_i)) \prod_{i \in \mathcal{D}_\theta} \frac{p_D(x_i) \cdot g(z_{\theta(i)}|x_i)}{(1 - p_D(x_i))} \right)^{\frac{1}{n}}, \quad (3)$$

where  $g(\cdot|\cdot) \in [0, 1]$  denotes a normalized single-object likelihood function,  $\theta$  is an association function according to Section 2.2 and  $p_D(\cdot)$  represents the detection probability. The set of indices of all detected map landmarks is given by  $\mathcal{D}_\theta := \{i : \theta(i) > 0\}$  (c.f. Figure 1).

#### 3.1.1 Single-object likelihood

One possibility of defining a (normalized) single-object likelihood is based on the Mahalanobis distance:

$$g(z_j|x_i) = \exp\left(-\frac{d(x_i, z_j)^2}{2\sigma_j^2}\right). \quad (4)$$

In this case,  $d(\cdot, \cdot)$  is the (Euclidean) distance and the covariance matrix  $\Sigma_j = \sigma_j^2 I_N$  that corresponds to a measurement  $z_j$  is assumed to be a diagonal matrix of size  $N = \dim(z_j)$  where the diagonal elements are  $\sigma_j^2$ . Furthermore, the objects  $x_i$  are assumed to be point landmarks with an infinitesimal extent. However, this is just an exemplary definition and might be interchanged by another one that fits better to the particular (sensor) setup.

#### 3.1.2 Association function estimate

In general, the true association function is unknown. Therefore, multi-object tracking algorithms consider all possible hypotheses resulting in an exponential growth of the required computational power. A common approximation is to maintain in each step only the most likely hypotheses. In the present contribution, the mean association likelihood between a map  $X$  and a set of measurements  $Z$  is assumed to be the one corresponding to the association that maximizes the confidence measure following

$$\bar{\gamma}^*(Z|X) = \max_{\theta} \bar{\gamma}_\theta(Z|X). \quad (5)$$

$C$	$z_1$	$\dots$	$z_m$	$z_0^{(1)}$	$\dots$	$z_0^{(n)}$
$x_1$	$\eta_{11}$	$\dots$	$\eta_{1m}$	$\eta_{10}$	$\dots$	$\eta_{10}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$x_n$	$\eta_{n1}$	$\dots$	$\eta_{nm}$	$\eta_{n0}$	$\dots$	$\eta_{n0}$

(a) The general cost matrix  $C \in \mathbb{R}^{n \times (m+n)}$  that solves the assignment problem. The columns  $z_0^{(i)}$  represent a misdetection of the respective landmark.

$A$	$z_1$	$z_2$	$z_3$	$z_0^{(1)}$	$z_0^{(2)}$	$z_0^{(3)}$	$z_0^{(4)}$	$\Sigma$
$x_1$	0	0	0	1	0	0	0	1
$x_2$	0	1	0	0	0	0	0	1
$x_3$	1	0	0	0	0	0	0	1
$x_4$	0	0	0	0	0	0	1	1

(b) An assignment matrix  $A$  that corresponds to the exemplary association function from Figure 1.

Table 1: Illustration of the cost matrix  $C$  and the assignment matrix  $A$ .

This assumption is particularly reasonable for distinct associations between measurements and map landmarks where the multi-object likelihood is dominated by the association with the highest weight (likelihood). Furthermore, this ensures a confidence measure within the interval  $[0, 1]$  if the single-object likelihood itself is already normalized. The maximization of the mean association likelihood can be realized with the Munkres assignment algorithm [12]. The cost matrix  $C \in \mathbb{R}^{n \times (m+n)}$  that solves the respective assignment problem is illustrated in Table 1a. The individual costs for assigning a measurement  $z_j$  to a map landmark  $x_i$  with  $i \in \{1, \dots, n\}$  are given by

$$\eta_{ij} = \begin{cases} -\log(p_D(x_i)g(z_j|x_i)) & \text{if } j \in \{1, \dots, m\} \\ -\log(1 - p_D(x_i)) & \text{if } j = 0 \end{cases}, \quad (6)$$

where  $j = 0$  represents a misdetection,  $p_D(\cdot)$  is the detection probability and  $g(\cdot|\cdot)$  states the single-object likelihood. The result of the Munkres assignment algorithm is an assignment matrix  $A \in \{0, 1\}^{n \times (m+n)}$  as illustrated in Table 1b.

### 3.1.3 Cut-off distance

With the assumption that all measurements  $z_j$  are well separable and originate from a distinct map landmark  $x_i$ , the contribution of such a particular map landmark to the mean association likelihood is given by

$$\gamma_i = \max \left\{ 1 - p_D(x_i), p_D(x_i) \max_j g(z_j|x_i) \right\}. \quad (7)$$

Consequently, the misdetection probability is kind of a cut-off parameter that takes effect whenever the distance between a measurement  $z_j$  and its corresponding map landmark  $x_i$  is greater than

$$\check{d}_{ij} = \sqrt{-2\sigma_j^2 \log \left( \frac{1 - p_D(x_i)}{p_D(x_i)} \right)} \quad (8)$$

with  $p_D(x_i) > 0.5$ . Equation (8) represents the state where detection and misdetection of a map landmark are equally likely, again disregarding the influence of the clutter source for the moment. If  $p_D(x_i) \leq 0.5$ , then  $\check{d}_{ij}$  is not a real valued (positive) number and a misdetection is always preferred, no matter how close a measurement  $z_j$  is located to  $x_i$ .

The cut-off is somehow comparable to the one introduced in the OSPA metric, except that it depends on the detection probability  $p_D(x_i)$  of a landmark  $x_i$  and the standard deviation  $\sigma_j$  of a measurement  $z_j$ . This also means that a false association will be made if  $z_j$  is originating from  $x_i$  and has a higher distance than the cut-off  $\tilde{d}_{ij}$ . An illustration of equation (7) is shown in Figure 3b for the cut-off distances  $d_{e,1} = \sigma$ ,  $d_{e,2} = 2\sigma$  and  $d_{e,3} = 3\sigma$  that correspond to the respective detection probabilities  $p_{D,1} \approx 0.62$ ,  $p_{D,2} \approx 0.88$  and  $p_{D,3} \approx 0.99$ .

### 3.2 Localization error estimate

The localization error of order  $p$  between  $X$  and  $Y$  that corresponds to an association function  $\theta$  is defined by:

$$\bar{\epsilon}_{\theta,p}(X, Z) = \left( \frac{1}{|\mathcal{D}_\theta|} \sum_{i \in \mathcal{D}_\theta} d(x_i, z_{\theta(j)})^p \right)^{\frac{1}{p}}. \quad (9)$$

This estimate takes only those landmarks into account that were actually assigned to a measurement. This is reasonable because misdetections and clutter measurements should have an impact on the confidence measure and not on the localization error estimate. The choice of  $p$  directly influences the weighting of outliers. For  $p = 1$  the localization error estimate is equivalent to the average distance between map landmarks and their assigned measurements. For  $p = 2$  the error estimate corresponds to the root mean square distance and weights outliers higher than the arithmetic mean does. The minimum localization error estimate  $\bar{\epsilon}_{\theta,p}$  over all hypotheses  $\theta$  is equal to the localization error  $e_{p,loc}^{(c)}$  [5] of the OSPA metric by disregarding clutter measurements and misdetections.

### 3.3 Clutter-extended mean association likelihood

By modeling the clutter as being Poisson distributed in the cardinality, uniformly distributed in the FoV and originating from a single clutter source that is treated like a permanent map element of  $X$ , the mean association likelihood can be extended to incorporate clutter measurements as follows:

$$\bar{\gamma}_{\theta,\lambda}(Z|X) := \left( p_\lambda(m - |\mathcal{D}_\theta|) \prod_{i=1}^n (1 - p_D(x_i)) \prod_{i \in \mathcal{D}_\theta} \frac{p_D(x_i) \cdot g(z_{\theta(i)}|x_i)}{(1 - p_D(x_i))} \right)^{\frac{1}{n+1}}, \quad (10)$$

where  $m - |\mathcal{D}_\theta|$  is the number of unassigned measurements and  $p_\lambda(k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$  is the Poisson distributed probability of having  $k$  clutter measurements in case of an expectation value  $\lambda > 0$ . This can be thought of as an extension of  $X$  by a notional clutter source  $x_0$  to which all the clutter measurements are assigned. Therefore, the clutter source is treated just like any other landmark  $x_i \in X$  with the only difference that it can produce several scattered measurements within the FoV. Analogous to Section 3.1.2, the association function  $\theta$  can again be estimated via maximization:

$$\bar{\gamma}_\lambda^*(Z|X) = \max_{\theta} \bar{\gamma}_{\theta,\lambda}(Z|X). \quad (11)$$

If the number of expected clutter measurements  $\lambda$  is unknown, it can for example be additionally estimated alongside with the association function  $\theta$ .

### 3.4 Implementation

A major drawback of solving equation (11) lies within the dependence regarding the assignment of measurements to landmarks with respect to the clutter source. To be precise, the association likelihood of the clutter source  $p_\lambda(m - |\mathcal{D}_\theta|)$  depends on the overall association function  $\theta$  itself. In contrast, solving equation (5) is much simpler because in this case the cost  $\eta_{ij}$  for assigning a measurement  $z_j$  to a map landmark  $x_i$  is completely independent from the assignment of the other measurements. Therefore, the cost matrix  $C$  is generated according to equation (6) (c.f. Table 1) which corresponds to finding the best association for  $\bar{\gamma}_\theta(Z|X)$  instead of  $\bar{\gamma}_{\theta,\lambda}(Z|X)$ . The optimal assignment problem is then solved (e.g. by using the Munkres algorithm) for the mean association likelihood by neglecting clutter measurements. The result of this step is an assignment matrix  $A$  which is an equivalent representation of the association function  $\theta^* = \arg \max_\theta \bar{\gamma}_\theta(Z|X)$ . In particular, this means that all measurements that were not assigned to a (regular) map landmark following equation (5) will be assigned to the clutter source  $x_0$  afterwards. The confidence measure is thus approximated by

$$\bar{\gamma}_\lambda^*(Z|X) \approx \bar{\gamma}_{\theta^*,\lambda}(Z|X) = (p_\lambda(m - |\mathcal{D}_A|) \cdot e^{-\eta_{A,C}})^{\frac{1}{n+1}} \quad (12)$$

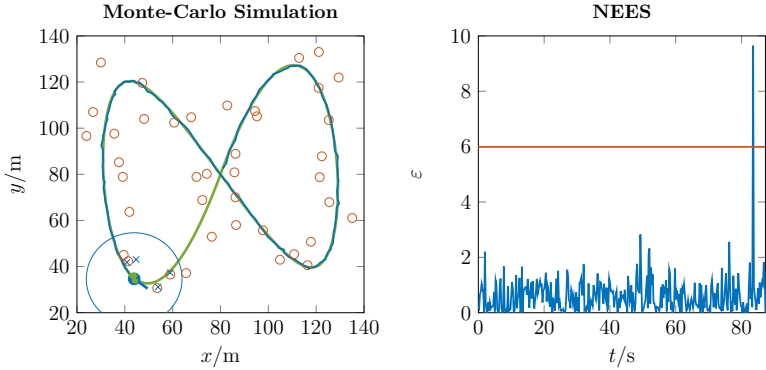
where  $|\mathcal{D}_A| = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m a_{ij}$  is the number of detected landmarks (those with an associated measurement) and  $\eta_{A,C} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m+n} a_{ij} c_{ij}$  is the overall cost for the respective assignment. Certainly, the approximated confidence measure might be underestimated but this, indeed, is less noticeable for a large number of map landmarks due to the reduced influence of the clutter association likelihood in this case.

## 4 Evaluation

The evaluation was done with a simulation framework that implements a feature-based Monte-Carlo localization method. The localization algorithm is similar to the one running in the autonomous driving vehicle at Ulm University [13].

### 4.1 Simulation framework

The simulation scenario consists of  $N_L = 41$  landmarks that are randomly scattered alongside a pre-defined trajectory in each run whereas the trajectory itself is invariant. The two-dimensional pose of the vehicle is defined by  $\mathbf{p} = [x \ y \ \psi]^T$  and is estimated using a particle filter with a total of  $N = 100$  particles. The modeled sensor has a FoV of  $360^\circ$  and is able to detect landmarks within a range of  $R = (1\text{m}, 20\text{m})$ . Landmarks are detected by the sensor with a constant probability of  $p_D = 0.88$  and have an unbiased Gaussian spatial uncertainty with a standard deviation of  $\sigma = 0.1\text{m}$ . The innovation step is carried out based on the multi-object likelihood  $g(Z|X)$  having a set of measurements  $Z$  for a given set of map landmarks  $X$  [7]. The number of clutter measurements per frame follows a Poisson distribution with expectation value  $\lambda = 1$ . The confidence measure  $\bar{\gamma}_\lambda^*(Z|X)$  is approximated using equation (12) and the corresponding localization error estimate follows equation (9). Both measures were calculated only for the pose estimate  $\hat{\mathbf{p}}$  which equals the weighted mean of the particle set. An extract of an exemplary Monte-Carlo run is shown in Figure 2a.



(a) Extract of an exemplary Monte-Carlo run: The green and blue line represent the true and estimated trajectory. Red circles are map landmarks, blue crosses are measurements and green dots represent the particles.

(b) The corresponding NEES (blue line) and inverse  $\chi^2$  distribution for two degrees of freedom with a one-sided confidence region of 95% (red line).

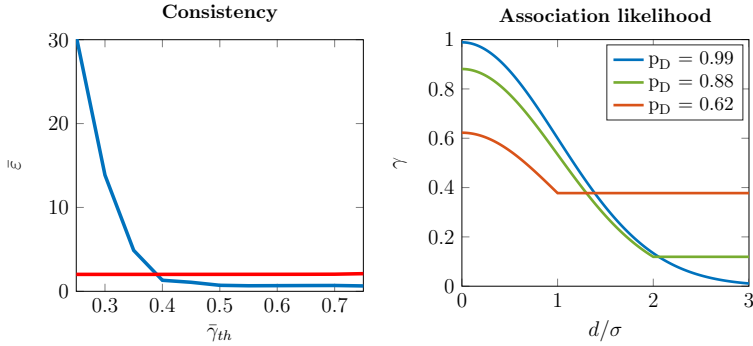
Figure 2: An exemplary Monte-Carlo run using the simulation framework.

## 4.2 Consistency check

The Normalized Estimation Error Squared (NEES) for a given timestep  $k$  is defined by  $\varepsilon(k) = \mathbf{x}^T(k)P^{-1}(k)\mathbf{x}(k)$ . It is illustrated in Figure 2b for the related excerpt shown in Figure 2a. The corresponding one-sided confidence interval for two degrees of freedom and a confidence region of 95% is represented by the red line. A consistent state estimator is assumed to violate this threshold in 5% of the cases. Consistency thereby is defined such that for an unbiased estimator the true and estimated uncertainty coincide.

Another consistency check using  $N$  independent samples can be carried out by considering the mean NEES which is given by  $\bar{\varepsilon} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon(k)$ . For a consistent estimator,  $N \cdot \bar{\varepsilon}$  should follow a  $\chi^2$  distribution with  $N \cdot \dim(\mathbf{x})$  degrees of freedom [14]. This implies that the mean NEES becomes arbitrarily close to  $\dim(\mathbf{x})$  for  $N \rightarrow \infty$ . The mean confidence measure for the exemplary run shown in Figure 2 is approximately 0.51 where the mean NEES of this run is approximately 0.54. A mean NEES below  $\dim(\mathbf{x})$  indicates that the uncertainty is overestimated. One reason for this is that an orientation error is not covered by equation (9) and therefore accounts for an accordingly higher uncertainty regarding the position error of the vehicle.

In Figure 3a, the mean NEES of 100 Monte-Carlo runs is plotted against different confidence threshold values by taking only samples into account that satisfy  $\bar{\gamma}(k) > \bar{\gamma}_{th}$ . There is a quite sharp rise for  $\bar{\gamma}_{th} \lesssim 0.39$  which can be explained as follows: If there are no landmarks within the FoV, the confidence measure only depends on the clutter association likelihood that follows a Poisson distribution. With the assumption that  $\lambda = 1$ , the highest possible confidence measure is  $\bar{\gamma}_1^* = e^{-1} \approx 0.37$  which dominates even if there are a few coincidental matches between the two sets  $X$  and  $Z$ .



(a) Simulation results based on 100 Monte-Carlo runs: Illustrated is the mean NEES for samples with a confidence measure higher than  $\tilde{\gamma}_{th}$  (blue line) and the inverse  $\chi^2$  distribution with  $\alpha = 0.05$  (red line).

(b) The (single-object) association likelihood for different detection probabilities  $p_D$ . The cut-off distances correspond to  $\sigma$  (red line),  $2\sigma$  (green line) and  $3\sigma$  (blue line).

Figure 3: Evaluation results of the consistency measure based on the mean NEES (left) and illustration of the single-object association likelihood  $\gamma_i$  (right).

## 5 Conclusion

In this contribution, a novel approach to estimate the localization error alongside with a corresponding confidence measure was proposed. The concept was derived for feature-based localization algorithms using a probabilistic model based on Random Finite Sets. The implementation makes use of the Munkres assignment algorithm and has the complexity  $\mathcal{O}(n^3)$ . The proposed methodology was evaluated using a simulation framework that implements a feature-based Monte-Carlo localization approach. It showed promising results in terms of a reliable and meaningful measure for the confidence of a multi-object state and uncertainty estimate. An additional evaluation with real-world data is one of the next steps that should be carried out in order to provide further revealing conclusions. Moreover, an appropriate filtering method to smoothen the confidence measure would be beneficial.

## References

- [1] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)*. The MIT Press, 2005.
- [2] R. Mahler, “Divergence detectors for multitarget tracking algorithms,” in *Proceedings SPIE 8745, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XXII*, 2013.
- [3] S. Reuter, “Multi-object tracking using random finite sets,” Ph.D. dissertation, Ulm University, 2014.

- [4] J. Hoffman and R. Mahler, "Multitarget miss distance via optimal assignment," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, vol. 34, no. 3, pp. 327–336, 2004.
- [5] D. Schuhmacher, B.-T. Vo, and B.-N. Vo, "A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 8, pp. 3447–3457, 2008.
- [6] P. Barrios, G. Naqvi, M. Adams, K. Leung, and F. Inostroza, "The cardinalized optimal linear assignment (cola) metric for multi-object error evaluation," in *Proceedings of the 18th International Conference on Information Fusion*, 2015, pp. 271–279.
- [7] R. Mahler, *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Artech House Inc., Norwood, 2007.
- [8] J. Mullane, B.-N. Vo, M. Adams, and B.-T. Vo, *Random Finite Sets for Robot Mapping and SLAM - New Concepts in Autonomous Robotic Map Representations*, ser. Springer Tracts in Advanced Robotics. Springer, 2011, vol. 72.
- [9] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, "Monte carlo localization for mobile robots," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, vol. 2, 1999, pp. 1322–1328.
- [10] P. Jensfelt, D. Austin, O. Wijk, and M. Andersson, "Feature based condensation for mobile robot localization," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, vol. 3, 2000, pp. 2531–2537.
- [11] H. Deusch, J. Wiest, S. Reuter, D. Nuss, M. Fritzsche, and K. Dietmayer, "Multi-sensor self-localization based on maximally stable extremal regions," in *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2014, pp. 555–560.
- [12] J. Munkres, "Algorithms for the assignment and transportation problems," *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, vol. 5, no. 1, pp. 32–38, 1957.
- [13] F. Kunz, D. Nuss, J. Wiest, H. Deusch, S. Reuter, F. Gritschneider, A. Scheel, M. Stuebler, M. Bach, P. Hatzelmann, C. Wild, and K. Dietmayer, "Autonomous driving at ulm university: A modular, robust, and sensor-independent fusion approach," in *Intelligent Vehicles Symposium*, 2015, pp. 666–673.
- [14] Y. Bar-Shalom and T. Fortmann, *Tracking and Data Association*. Academic Press, Inc., 1988.



## Kontrollierbarkeitsbewertung von FAS der aktiven Sicherheit in frühen Phasen des Entwicklungsprozesses mit dem Vehicle in the Loop (VIL)

Fabian Rüger<sup>1</sup>, Markus Sieber<sup>1</sup>, Andreas Siegel<sup>2</sup>,  
Karl-Heinz Siedersberger<sup>3</sup> und Berthold Färber<sup>4</sup>

**Kurzfassung:** Im Bereich der aktiven Sicherheit werden in Förderprojekten wie UR:BAN (Lehsing et al. 2013) Fahrerassistenzsysteme entwickelt, die bestehende Notbremssysteme um Eingriffe in die Querverführung (Kollisionsvermeidung durch Ausweichen und Bremsen, KAB) erweitern. Parallel zum Entwicklungsprozess müssen Methoden für die Bewertung der Kontrollierbarkeit solcher Systeme bereitgestellt werden. Mit dem VIL existiert eine Prüfumgebung im Schnittfeld von Realfahrzeug und Simulation, die neue methodische Zugänge für Beherrschbarkeitsfragen liefert (Berg und Färber 2015). In diesem Beitrag werden exemplarisch Fragen zur Kontrollierbarkeit der KAB-Systeme aufgegriffen und mit der VIL-Methode evaluiert.

### 1 Aktive Sicherheit im UR:BANen Verkehr

Das Potential von passiven Sicherheitsmaßnahmen, z.B. durch konstruktive Möglichkeiten oder Sicherheitsgurte, ist in modernen Personenkraftwagen nahezu erschöpft (Kompass et al. 2012). Eine weitere Senkung der Unfallzahlen, um z.B. Ziele wie "Vision Zero" (Vision Zero Initiative 2011) zumindest in Industrienationen erreichen zu können, erfordert eine Kombination mit Systemen der aktiven Sicherheit (Kompass et al. 2012). Unter diesem Aspekt lag der Schwerpunkt des Förderprojekts AKTIV AGB auf der Erforschung von Frontalkollisionsschutzsystemen mit aktivem Bremseneingriff (vgl. AKTIV 2011). Im Rahmen des Nachfolgeprojekts UR:BAN KAB (vgl. Lehsing et al. 2013) soll das Unfallvermeidungspotential solcher Systeme durch zusätzliche Eingriffe in die Querverführung weiter erhöht werden. Systeme zur Kollisionsvermeidung durch Ausweichen und Bremsen (KAB) ermöglichen speziell bei kleinen Kollisionsüberdeckungen oder hohen Differenzgeschwindigkeiten zu Kollisionsobjekten (z.B. bei stehenden Hindernissen) eine Vermeidung von Unfällen zu späteren Eingriffszeitpunkten, an denen ein erfolgreiches Bremsmanöver bereits physikalisch unmöglich ist (Dang et al. 2012).

<sup>1</sup> Fabian Rüger und Markus Sieber sind wissenschaftliche Mitarbeiter am Institut für Arbeitswissenschaft, Universität der Bundeswehr München (fabian.rueger@unibw.de, markus.sieber@unibw.de).

<sup>2</sup> Andreas Siegel ist Mitarbeiter der Audi Electronics Venture (AEV), Ingolstadt (andreas.siegel@audi.de).

<sup>3</sup> Karl-Heinz Siedersberger ist postgraduierter Mitarbeiter der AUDI AG, Ingolstadt (karl-heinz.siedersberger@audi.de)

<sup>4</sup> Berthold Färber ist Universitätsprofessor und Leiter des Instituts für Arbeitswissenschaft der Universität der Bundeswehr München (berthold.farber@unibw.de).

## 2 Absicherung von FAS der aktiven Sicherheit

FAS der aktiven Sicherheit greifen in kollisionsnahen Situationen massiv in die Fahrzeugführung ein, um drohende Unfälle zu vermeiden oder abzumildern. Solche FAS, die von Gasser et al. (2015) als "eingreifende Notfallsysteme" bezeichnet werden, nehmen nicht nur juristisch eine Sonderstellung ein, sondern bedürfen auch spezieller Absicherungsstrategien vor Serienzulassung. Die funktionale Sicherheit behandelt dabei elektrische bzw. elektronische Fehler (e/e-Fehler), die zu ausbleibenden oder ungewollten Eingriffen führen können (ISO 26262 2011). Ungewollte Auslösungen, die auch als Falsch- oder nicht-situationsadäquate Auslösungen bezeichnet werden, können aber auch andere Ursachen haben. Zum Beispiel können Sensordaten innerhalb der funktionalen Spezifikation fehlerhaft interpretiert werden. Für den Fahrer, als Träger der Konsequenzen, ist die Ursache einer Falschauslösung irrelevant, weshalb Ebel et al. (2010) eine ganzheitliche Betrachtung dieser Fälle mit Absicherung in Anlehnung an die ISO 26262 vorschlagen. Speziell bei Notfallsystemen, die aufgrund der Besonderheit der Situation und der Intensität des Eingriffs potentiell wenig zielgerichtete Fahrerreaktionen hervorrufen können, ist neben Falschauslösungen auch die Gebrauchssicherheit im Nutzenfall zu adressieren (vgl. Färber 2015).

Aus den Anforderungen der ISO-Norm bedingt, als auch zur Gewährleistung der Gebrauchssicherheit, muss die Kontrollierbarkeit von FAS durch den Fahrer bewertet werden. Speziell in Anbetracht der in der Einleitung vorgestellten KAB-Funktionen ergeben sich hieraus besondere Anforderungen an die Evaluationsmethodik. In den Richtlinien des "RESPONSE Code of Practice" (RESPONSE Consortium 2009) wird gefordert, dass parallel zum Entwicklungsprozess von FAS valide Methoden bereit gestellt und etabliert werden müssen, mit denen auch der finale Nachweis der Beherrschbarkeit durch den Fahrer vor Markteinführung erbracht werden kann. Analog zu Frontalkollisionsschutzsystemen mit harten Bremsengriffen (vgl. Fecher et al. 2008) soll in diesem Beitrag eine Methodik aufgezeigt werden, die zur Evaluation von Kontrollierbarkeitsfragen der KAB-Systeme entwickelt wurde.

## 3 Kontrollierbarkeitsbewertung mit der "VIL-Methode"

Ein zentraler Bestandteil der Evaluationsmethodik ist die Wahl der Prüfumgebung. Im Realfahrzeug sind vor allem Sicherheitsaspekte die limitierenden Faktoren für die Gestaltung von Experimenten. Simulationsumgebungen, die solche Einschränkungen nicht besitzen, können die realen Gegebenheiten oft nur ungenügend abbilden, weshalb sich Fragen der Validität stellen. Das VIL ist ein Ansatz im Schnittfeld von Realfahrzeug und Simulation, bei dem der Fahrer über ein Head-Mounted-Display eine virtuelle Welt angezeigt bekommt während er ein echtes Fahrzeug auf einer Teststrecke bewegt (vgl. Berg und Färber 2015). Dadurch ist sichergestellt, dass die Wirkung von FAS auf den Fahrer, z.B. durch haptische oder vestibuläre Reize, real bleibt, während der Kontext der Fahrsituation in der Simulation beliebig angepasst werden kann. Das Fahrerverhalten im VIL wurde in Rüger et al. (2014) und Purucker et al. (2014) in ausgewählten Grundlagenmanövern mit Fahrerverhalten im Realfahrzeug verglichen. Es zeigte sich unter anderem, dass Fahrsituationen im VIL subjektiv leicht kritischer beurteilt werden und Reaktionszeiten der Fahrer geringfügig länger sind. Die gefundenen Unterschiede lassen Urteile und Versuchsergebnisse im VIL tendenziell konservativer ausfallen. Global kann das Fahrerverhalten im VIL als vergleichbar zum Realfahrzeug beschrieben werden (Rüger et al. 2014).

Unter Berücksichtigung dieser Befunde wurde mit dem VIL in einer mehrstufigen Versuchsreihe die Beherrschbarkeit von KAB-Systemen evaluiert. Das methodische Vorgehen wird hier ausführlich dargestellt und die wichtigsten Ergebnisse überblicksartig zusammengefasst.

### 3.1 Ableiten von Testfällen

Im Rahmen der Absicherung von FAS wird eine systematische Identifikation möglicher Gefahren und Risiken durchgeführt. Für KAB-Systeme stellt die darin ermittelte Gefahr eines Zusammenstoßes mit entgegenkommenden Fahrzeugen, aufgrund der großen Schadensschwere, ein abzusicherndes Risiko für Nutzenfall (vgl. Abbildung 1, links) wie Falschauslösungen dar (vgl. Abbildung 1, rechts).

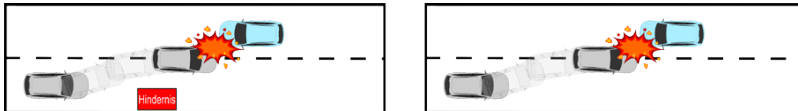


Abbildung 1: Gefahr der Kollision mit entgegenkommenden Fahrzeugen

In Weitzel (2013) wird ein Verfahren vorgestellt, bei dem die Relevanz einzelner Parameter der Kategorien Fahrer, Fahrzeug und Umwelt für eine Kontrollierbarkeitsuntersuchung analysiert wird. Aus gefundenen Einflussfaktoren können relevante Testfälle zur Untersuchung von Kontrollierbarkeitsfragen generiert werden. In Anlehnung an dieses Verfahren wurden für KAB-Systeme Testfälle abgeleitet, die in Tabelle 1 aufgeführt sind. Zu beachten ist, dass in frühen Phasen des Entwicklungsprozesses noch Änderungen an der FAS-Funktion zu erwarten sind. Deshalb zielen die Testfälle auf die Gewinnung allgemeiner Aussagen ab, die funktionsübergreifend Gültigkeit besitzen sollen.

Tabelle 1: Testfälle zur Kontrollierbarkeitsbewertung von KAB-Systemen

Skizze:	Beschreibung/Fragestellung:
Testfall 1: 	Ausweichassistenzsystem greift im entgegenkommendem Fahrzeug ein. <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Wo liegen die Grenzen der Beherrschbarkeit für andere Verkehrsteilnehmer (Ego)?</li> <li>2. Werden Schreckreaktionen beim Ego-Fahrer beobachtet?</li> </ol>
Testfall 2: 	Fahrer erlebt berechtigten Eingriff eines Ausweichassistenzsystems. <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Wie reagiert der Fahrer?</li> <li>2. Welchen Einfluss hat ein belegter Gegenfahrbahnstreifen auf die Fahrerreaktion?</li> <li>3. Werden Schreckreaktionen beobachtet?</li> </ol>

### 3.2 Testfall 1: Kontrollierbarkeit aus Sicht anderer Verkehrsteilnehmer

Im Sinne des RESPONSE Code of Practice (CoP) können Gegenmaßnahmen zur Abwendung von Gefahren nicht nur vom Fahrer selbst, sondern auch von anderen Verkehrsteilnehmern eingeleitet werden. Eine Betrachtung der Kontrollierbarkeit von FAS aus diesem Blickwinkel kann vor allem bei FAS der aktiven Sicherheit sinnvoll sein, deren Eingriffe bei möglichen Falschauslösungen durch den Fahrer selbst nicht vollständig kompensiert werden können. Fach et al. (2010) und Neukum et al. (2014) untersuchten beispielsweise Eingriffe von Notbremsystemen aus Sicht des Folgeverkehrs und ermittelten eine Grenze der Beherrschbarkeit. Durch die Kenntnis der Fahrerleistungen des Folgeverkehrs bei solchen Eingriffen ist eine effizientere und gleichzeitig beherrschbare Auslegung von Notbremsystemen möglich. Das gilt vor allem auch für den Fall, dass der Fahrer selbst eine Falschauslösung bei kurzzeitigen Eingriffen mit hoher Dynamik nicht übersteuern kann.

Die Erweiterung der Notbremsfunktionen um Eingriffe in die Querverführung bedeutet gleichzeitig, dass nicht nur Folgeverkehr, sondern auch Verkehrsteilnehmer auf dem Gegenfahrstreifen als mögliche Konfliktpartner berücksichtigt werden müssen. Um auch hier belastbare Aussagen über die Grenzen der Kontrollierbarkeit aus Sicht anderer Verkehrsteilnehmer zu erhalten, wird ein Untersuchungsansatz gewählt, in dem Fahrer Auslösungen von Ausweich-Funktionen in entgegenkommenden Fahrzeugen erleben. Es soll dadurch, analog zu Notbremsystemen, eine feste Grenze ermittelt werden, innerhalb derer ein Normalfahrer in der Lage ist, Ausweichbewegungen entgegenkommender Fahrzeuge durch geeignete Gegenmaßnahmen zu kompensieren. Das kann z.B. ein Verzögerungsmanöver oder das Steuern des Fahrzeugs an den rechten Fahrstreifenrand sein.

#### 3.2.1 Methode

In einem Expertengremium aus Ingenieuren und Human-Factors-Spezialisten wurden zunächst Parameter identifiziert, die relevant für die äußere Wahrnehmung von Ausweich-Funktionen sind. Diese Parameter wurden in Vorversuchen auf vier Sets eingegrenzt (siehe Abbildung 1), die als Basis zur Ermittlung der Beherrschbarkeits-Grenze herangezogen werden sollten. Ausgehend von einer Fahrstreifenbreite von 3.5 m und einer innerorts üblichen Geschwindigkeit von 50 km/h sollte einerseits eine Reaktion des Ego-Fahrers erforderlich, andererseits auch im Rahmen normaler Fahrerleistungen möglich sein. Ausweichmanöver innerhalb des eigenen Fahrstreifens zeigten sich in den Vorversuchen bei jeder Parameterkombination als leicht beherrschbar und die maximale Querbeschleunigung als wenig relevant für die Wahrnehmung des Manövers durch entgegenkommende Fahrzeuge.

Set	$\Delta s$	$\Delta i$	$\Delta t$	$a_{max}$
1	2.0 m	1.25 m	1.0 s	7.5 m/s <sup>2</sup>
2	1.5 m	0.75 m	1.0 s	7.5 m/s <sup>2</sup>
3	2.0 m	1.25 m	2.0 s	7.5 m/s <sup>2</sup>
4	1.5 m	0.75 m	2.0 s	7.5 m/s <sup>2</sup>

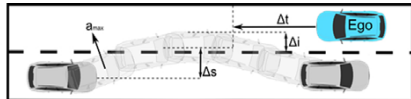


Abbildung 2: Untersuchte Parametersets für Ausweichtrajektorien

Aus den Parametersätzen wurden anhand der Formeln in Winner (2012, S. 530) Trajektorien berechnet, in der virtuellen Welt implementiert und mit 48 Probanden in drei verschiedenen urbanen Verkehrsszenarien untersucht. In Fahrsituation 1 musste ein Rechtsabbieger scharf bremsen, worauf im nachfolgenden, roten Fahrzeug ein Ausweichassistenzsystem eingriff (vgl. Abbildung 3, links). In der zweiten Situation stellte ein plötzlich auf die Straße laufendes Kind den Grund für den FAS-Eingriff dar (Abbildung 3, Mitte), während in der dritten Situation eine typische Falschauslösung untersucht wurde (vgl. Abbildung 3, rechts). In allen Fahrsituationen wurde der rechte Fahrstreifenrand durch ein parkendes bzw. haltendes Fahrzeug begrenzt.



Abbildung 3: Testfall 1 – Fahrsituationen „Abbieger“ (links), „Kind“ (Mitte) und „Falschauslösung“ (rechts)

Jeder Proband erlebte Ausweichengriffe mit demselben Parametersatz in allen drei Fahrsituationen. Zur Verschleierung wurde eine Coverstory verwendet und „Dummy“-Situationen zwischen die Ausweichsituationen geschoben. Den Probanden wurde erzählt, der Untersuchungszweck sei ein Vergleich von Tempomat-Interaktionen zwischen VIL und Realfahrzeug. Sie würden verschiedene Fahrsituationen erleben, die eine andere Gruppe so im Realverkehr durchfahren hätte. Entsprechend wurden die Fahrer nach jeder Situation auch zum Umgang mit dem Tempomat im VIL befragt. Erst nach der letzten Ausweichsituation wurden Sie über den eigentlichen Zweck der Studie aufgeklärt. Zur Ermittlung der Beherrschbarkeitsgrenze wurden Pass-/Fail-Kriterien erstellt. Eine Situation galt als kontrollierbar, wenn keine Kollision verzeichnet wurde. Durch die Randbedingungen des Szenarios wäre auch beim Verlassen des Fahrstreifens eine Kollision detektiert worden. Weiterhin sollten die Subjektivurteile der Fahrer anhand der Skala zur Bewertung von Fahr- und Verkehrssituationen (SBFV-Skala, Neukum et al. 2008) als Kriterium herangezogen werden. Analog zur Vorgehensweise bei fehlerhaften Lenkmomenten in Neukum et al. (2008) galt eine Bedingung bei mehr als 15% Urteilen im Bereich „gefährlich“ als nicht kontrollierbar. Unterhalb dieser Grenze wurden „gefährlich“-Urteile in einem sequentiellen Verfahren mit den dazugehörigen Objektiv-Messwerten abgeglichen, um die Reliabilität des Subjektivurteils zu überprüfen. Erwies sich ein „gefährlich“-Urteil als berechtigt, galt die Bedingung als nicht kontrollierbar.

### 3.2.2 Ergebnisse

Nach einem erlebten Ausweichmanöver wurden die Fahrer nach ihrer Einschätzung der Kritikalität der Fahrsituation befragt. Ein Urteil im Bereich „gefährlich“ (SBFV-Skala: 7-9) sollten sie nur abgeben, wenn sie der Meinung waren, eine solche Fahrsituation wäre im realen Straßenverkehr nicht tolerierbar. Sowohl zwischen den Parameter-Sets als auch zwischen den untersuchten Fahrsituationen zeigten sich deutliche Unterschiede (vgl. Abbildung 4).

Bei Parameter Set 1 waren 28 von 36 Urteilen (78%) im „gefährlich“-Bereich, bei Set 2 elf (31%), bei Set 3 sechs (17%), und nur drei (8%) bei Set 4. Von diesen „gefährlich“-Urteilen verteilten sich jeweils zehn auf die Fahrsituationen „Rechtsabbieger“ und „Falschauslösung“ (ca. 21%). In der Situation „Kind“, waren sogar 58% aller Ratings im „gefährlich“-Sektor (28 von 48).

Die subjektive Wahrnehmung der Fahrer zeigt eine große Übereinstimmung mit den objektiven Daten. Wie in Abbildung 4 rechts zu sehen, konnten bei den Parameter Sets 1 und 2 nicht alle Fahrer eine Kollision verhindern. Vor allem die Fahrsituation „Kind“ brachte deutlich mehr Kollisionen hervor.

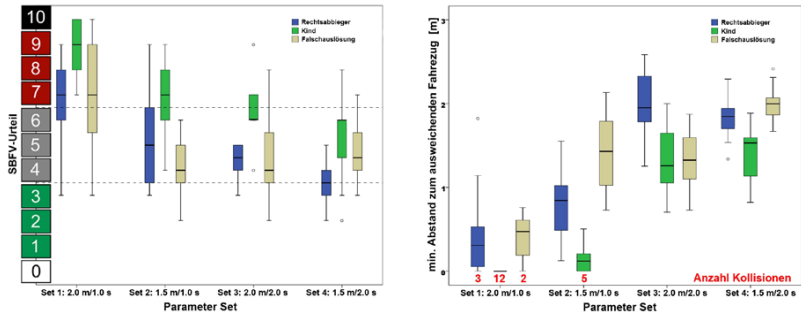


Abbildung 4: Subjektivurteile (links) und minimaler Abstand zum ausweichenden Fahrzeug (rechts)

### 3.2.3 Interpretation der Ergebnisse

Testfall 1 untersuchte systematisch parametrisierte Ausweich-Assistenzfunktionen aus Sicht des Gegenverkehrs in unterschiedlichem situativem Kontext. Bei der Betrachtung der drei untersuchten Fahrsituationen fällt auf, dass besonders bei der Situation „Kind“ viele Kollisionen und kritische Subjektivurteile zu finden waren. In der Befragung zur Fahrsituation gaben fast alle Probanden bei dieser Situation an, dass sie zunächst den Fußgänger am rechten Fahrbahnrand beobachteten, der sich aus einem Haus Richtung Fahrbahn bewegte, bevor er seinen Weg entlang des Bürgersteigs fortsetzte (vgl. Abbildung 3, Mitte). Durch diese visuelle Ablenkung, unmittelbar vor dem Ausweichszenario, reagierten die Fahrer bei der Situation „Kind“ im Mittel 0.3 s später als bei den anderen Fahrsituationen, wodurch die verschärfte Kritikalität des Szenarios erklärt wird. Durch die nicht kontrollierte Ablenkung müssen die Ergebnisse der Fahrsituation „Kind“ deshalb für die Anwendung der Fail-Kriterien ausgeschlossen werden, da bei deren Festlegung von einem aufmerksamen Fahrer ausgegangen wurde.

Die Situationen „Rechtsabbieger“ und „Falschauslösung“ brachten sehr ähnliche Ergebnisse hervor, die aber durch verschiedene Verhaltensmuster zu Stande kamen. Während bei „Rechtsabbieger“ die Mehrzahl der Fahrer an den rechten Fahrstreifenrand steuerte um dem ausweichenden Fahrzeug den nötigen Platz zu lassen, leiteten die Fahrer bei der Situation „Falschauslösung“ fast immer eine Vollbremsung ein. Diese These der unterschiedlichen Verhaltensmuster wird durch Angaben in der Befragung der Fahrer gestützt. Das Ausweichmanöver aufgrund des verzögernden Rechtsabbiegers nahmen viele Fahrer als rücksichtsloses Überholmanöver wahr, weshalb manche Fahrer während des Versuchs auch die Hupe betätigten. Bei der Falschauslösung vermuteten viele Fahrer es habe sich um einen „Geisterfahrer“ gehandelt. Durch diese unterschiedliche Wahrnehmung konnten sie bei der Situation „Rechtsabbieger“ davon ausgehen, dass das Fahrzeug zügig in den eigenen Fahrstreifen zurücklenkt, bei der Situation „Falschauslösung“ nicht. Entsprechend lösten sie die Situationen vermehrt mit Lenken oder einer Vollbremsung.

Bei den Parametersätzen erwiesen sich Set 1 und 2, mit einer Zeitlücke von jeweils 1 s zum entgegenkommenden Fahrzeug, als nicht beherrschbar. Sowohl die Subjektivurteile als auch die detektierten Kollisionen führen zu diesem Urteil. Bei allen Funktionen mit einer Zeitlücke von 2 s konnten die entgegenkommenden Fahrer durch Brems- und/oder Lenkmanöver eine Kollision mit dem ausweichenden Fahrzeug vermeiden. Alle „gefährlich“-Urteile bei den Parameter Sets 3 und 4

wurden in der Situation „Kind“ abgegeben, die für die Kontrollierbarkeitsbewertung ausgeschlossen wurde. Deshalb können die Parameter-Sets 3 und 4 als beherrschbar bezeichnet werden.

### 3.3 Testfall 2: Kontrollierbarkeit von KAB-Auslösungen im Nutzenfall

Mit Testfall 1 wurden die Randbedingungen für eine KAB-Auslösung gesteckt, die Idealtrajektorien ohne zusätzlicher Interaktion zwischen System und Fahrer verwendeten. Eine Interaktion mit dem Fahrer bietet aber zusätzliches Potential hinsichtlich der Beherrschbarkeit der Systeme. In Untersuchungen von Pütz et al. (2014) und Heesen et al. (2015) wurde bei Ausweich-Systemen mit nicht entkoppelter Lenkung der Fahrer als stark dämpfendes Element in der Regelkette beschrieben. In Testfall 2 soll untersucht werden, ob ein Fahrer in der Lage ist, berechtigte Eingriffe in die Querverführung situationsadäquat zu dämpfen, wenn der Gegenfahrstreifen belegt ist.

#### 3.3.1 Methode

Die Fragestellung wurde in einem Querverkehrsszenario bei einer Ausgangsgeschwindigkeit von 50 km/h und einer Fahrstreifenbreite von 3.5 m untersucht. Ein Fahrzeug parkte bei einer TTC von 1.6 s seitlich hinter einer Verdeckung aus und ragte final 1 m in den Fahrstreifen (vgl. Abbildung 5).



Abbildung 5: Querverkehrsszenario mit freiem (links), belegtem Gegenfahrstreifen (Mitte) und im VIL (rechts)

Bei einer TTC von 1.2 s griff ein automatisches Ausweichsystem ein, das das Fahrzeug auf einer Idealtrajektorie mit einem Meter Querversatz um das Hindernis lenken sollte. Jeweils bei der Hälfte der Probanden war der gegenüberliegende Fahrstreifen auf Höhe des Hindernisses belegt, bei der anderen Hälfte frei (vgl. Abbildung 5). Da Fahrerverhalten bei derartigen Eingriffen zuvor im VIL noch nicht evaluiert wurde, sollten die Ergebnisse im Rahmen der Methodvalidierung durch etablierte Verfahren gestützt und bestätigt werden. Dazu erlebte jeder Proband die Fahrt sowohl im VIL als auch auf der Teststrecke. Als Querverkehr diente dort ein seitliches Hindernis in Form einer crashbaren, fotorealistischen Fahrzeugsilhouette, die pneumatisch in die Fahrbahn befördert werden konnte (vgl. Abbildung 5). 24 Versuchspersonen durchfuhren so jeweils ein Ausweich-Szenario im Realfahrzeug auf der Teststrecke und im VIL in systematisch variiert Reihenfolge. Zur Verschleierung der Eingriffe wurde eine Coverstory verwendet. Danach war das Ziel der Studie ein Vergleich von Engstellenfahrten zwischen VIL und Realfahrzeug. Die jeweils erste Ausweich-Situation wurde als Test für eine Folgestudie deklariert.

#### 3.3.2 Ergebnisse

Die Eingriffe der Ausweichfunktion zielten fest auf einen Meter Querversatz, unabhängig von der lateralen Ausgangsposition. Bei der instruierten mittigen Fahrweise wäre es ohne Eingriff des Fahrers zu einer Überschreitung des eigenen Fahrstreifens von ca. 0.25 m gekommen. Wie in

Abbildung 6 links zu sehen, dämpften die Fahrer den Eingriff bei belegtem Gegenfahrstreifen auf ca. 0.5 m Querversatz. Bei freiem Gegenfahrstreifen wurde bei den meisten Fahrern ein Querversatz zwischen 0.8 und 1.5 m gemessen. Keiner der Fahrer kollidierte mit dem Querverkehr oder dem Hindernis auf dem Gegenfahrstreifen.

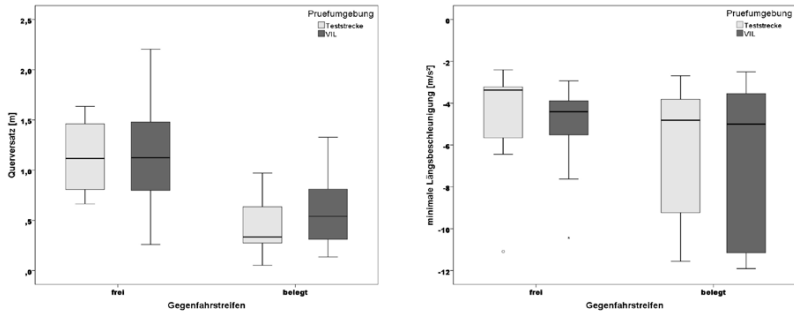


Abbildung 6: Querversatz (links) und minimale Längsbeschleunigung (rechts)

Während des Systemeingriffs betätigten alle Fahrer die Betriebsbremse. Bei freiem Gegenfahrstreifen waren die gemessenen minimalen Längsbeschleunigungen im Mittel bei ca.  $-4 \text{ m/s}^2$ , bei belegtem Gegenfahrstreifen verzögerten manche Fahrer mit Intensitäten unter  $-10 \text{ m/s}^2$  (siehe Abbildung 6 rechts). Durch die Querbeschleunigung und die Gierrate kann die Dynamik des Ausweichmanövers beschrieben werden. Bei belegtem Gegenfahrstreifen waren die maximalen Beträge beider Variablen wesentlich geringer als bei freiem Gegenfahrstreifen (vgl. Abbildung 7).

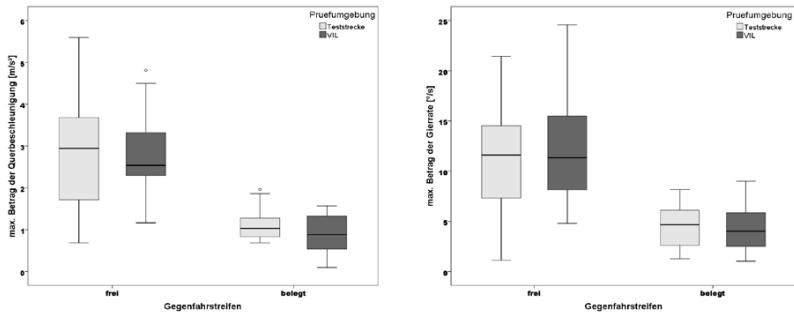


Abbildung 7: maximale Beträge der Querbeschleunigung (links) und der Gierrate (rechts)

Wie bereits in Abbildung 6 und Abbildung 7 zu erkennen, unterscheiden sich die gemessenen Werte zwischen den Prüfungen in Teststrecke und VIL kaum. Um den vermuteten Zusammenhang der Messwerte zwischen VIL und Realfahrzeug auch statistisch zu belegen, wurden Korrelationskoeffizienten nach Pearson berechnet. Für die Variablen Querversatz ( $r = .589$ ,  $p = .002$ ), min. Längsbeschleunigung ( $r = .709$ ,  $p < .001$ ), max. Querbeschleunigung ( $r = .772$ ,



$p < .001$ ) und max. Gierrate ( $r = .656$ ,  $p = .001$ ) konnten signifikante Zusammenhänge festgestellt werden.

### 3.3.3 Interpretation der Ergebnisse

Sowohl bei den vorgestellten Variablen, als auch bei Betrachtung der Signalverläufe, konnten große Unterschiede in der Interaktion von Fahrern mit einem Ausweichassistenzsystem, abhängig von der Belegung des Gegenfahrstreifens, beobachtet werden. Nach einer kurzen Phase von ca. 400 ms, in der fast alle Fahrer dem System reflexartig entgegenwirkten, griffen die meisten Probanden die systeminitiierte Ausweichbewegung bei freiem Gegenfahrstreifen auf und lenkten in Einklang mit der Funktion um das Hindernis. Dabei wurde die Zielvorgabe von einem Meter Querversatz teilweise überschritten. Bei belegtem Gegenfahrstreifen dämpften sie den Systemeingriff situationsadäquat, so dass sowohl eine Kollision mit dem Querverkehr als auch mit dem Hindernis auf dem Gegenfahrstreifen vermieden wurde. Die Fahrer konnten auch in einer überraschenden und kritischen Fahrsituation als Rückfallebene agieren, was eine wichtige Erkenntnis über die Beherrschbarkeit von Systemen mit Ausweichkomponente im Hinblick auf mögliche Serienzulassungen liefert. Diese Ergebnisse zeigten sich sowohl im VIL als auch im Realfahrzeug auf der Teststrecke. Durch signifikante Zusammenhänge der Messwerte zwischen beiden Prüfungsumgebungen kann das VIL als valides Werkzeug für die Evaluation von Kontrollierbarkeitsfragen für KAB-Systeme angesehen werden.

## 4 Fazit und Ausblick

Mit der „VIL-Methode“ wurden im vorliegenden Beitrag Fragen zur Kontrollierbarkeit von KAB-Systemen in einem frühen Stadium der Entwicklung evaluiert. Der Fokus lag hierbei auf der Komponente "Ausweichen", da zu Bremsingriffen schon zahlreiche Befunde vorliegen. Mit dem VIL konnten Grenzen der Beherrschbarkeit aus Sicht anderer Verkehrsteilnehmer aufgezeigt werden, die bei der Gestaltung von Ausweich-Funktionen berücksichtigt werden sollten. Es zeigte sich, dass aufmerksame Fahrer durch geeignete Gegenmaßnahmen eine Kollision mit einem entgegenkommenden, ausweichenden Fahrzeug verhindern können, wenn die ermittelten Randbedingungen eingehalten werden. In einem zweiten Testfall wurden Eingriffe von Ausweichassistenzsystemen im VIL untersucht und der Einfluss eines belegten Gegenfahrstreifens auf die Fahrerreaktion beleuchtet. Es zeigte sich, dass Fahrer in der untersuchten Fahrsituation berechnete Eingriffe von Ausweichassistenzsystemen situationsadäquat dämpfen konnten, wenn der Gegenfahrstreifen belegt war. Ein Vergleich mit etablierten Verfahren auf der Teststrecke zeigte, dass das VIL für die Evaluation von Kontrollierbarkeitsfragen eingreifender Fahrerassistenzsysteme der aktiven Sicherheit eine geeignete Prüfungsumgebung darstellt. Die VIL-Methode wurde parallel zum Entwicklungsprozess der KAB-Funktionen evaluiert und verifiziert, wodurch finale Prüfungen dieser Systeme vor Serienzulassung mit dem VIL möglich sind.

### Anmerkung:

Dieser Beitrag entstand im Rahmen von UR:BAN (Urbaner Raum: Benutzergerechte Assistenzsysteme und Netzmanagement). Das UR:BAN-Projekt wird gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages.

## 5 Literaturverzeichnis

- AKTIV (2011): Ergebnisbericht. Aktiv - gemeinsam Zukunft erfahren. Online verfügbar unter [http://www.aktiv-online.org/deutsch/Downloads/Broschueren/Ergebnisbuch\\_aktiv\\_gesamt.pdf](http://www.aktiv-online.org/deutsch/Downloads/Broschueren/Ergebnisbuch_aktiv_gesamt.pdf).
- Berg, G., Färber, B. (2015): Vehicle in the Loop. In: H. Winner, S. Hakuli, F. Lotz und C. Singer (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort. 3. überarbeitete und ergänzte Auflage. Wiesbaden: Springer Fachmedien, S. 155–163.
- Dang, T., Desens, J., Franke, U., Gavrilă, D., Schäfers, L., Ziegler, W. (2012): Steering and evasion assist. In: A. Eskandarian (Hrsg.): Handbook of Intelligent Vehicles. London, New York: Springer, S. 760–782.
- Ebel, S., Wilhelm, U., Grimm, A., Sailer, U. (2010): Ganzheitliche Absicherung von Fahrerassistenzsystemen in Anlehnung an ISO 26262. In: Fahrerassistenz und integrierte Sicherheit. 26. VDI/VW-Gemeinschaftstagung. Wolfsburg, 06.-07.10. Düsseldorf: VDI Verlag (VDI-Berichte, 2104), S. 393–405.
- Fach, M., Baumann, F., Breuer, J., May, A. (2010): Bewertung der Beherrschbarkeit von Aktiven Sicherheits- und Fahrerassistenzsystemen an den Funktionsgrenzen. In: Fahrerassistenz und integrierte Sicherheit. 26. VDI/VW-Gemeinschaftstagung. Wolfsburg, 06.-07.10. Düsseldorf: VDI Verlag (VDI-Berichte, 2104), S. 425–435.
- Färber, B. (2015): Vom Tempomat zur automatischen Längsführung – Fragen und Antworten zur Beherrschbarkeit. In: K. Kompass (Hrsg.): Fahrerassistenz und Aktive Sicherheit. Wirksamkeit - Beherrschbarkeit - Absicherung. Essen, 16.-17.04.
- Fecher, N., Regh, F., Habenicht, S., Hoffmann, J., Winner, H. (2008): Test- und Bewertungsmethoden für Sicherheitssysteme der Bahnführungsebene. In: at - Automatisierungstechnik 56 (11), S. 592–600.
- Gasser, T. M., Seeck, A., Smith, B. W. (2015): Rahmenbedingungen für die Fahrerassistenzentwicklung. In: H. Winner, S. Hakuli, F. Lotz und C. Singer (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort. 3. überarbeitete und ergänzte Auflage. Wiesbaden: Springer Fachmedien, S. 27–54.
- Heesen, M., Dziennus, M., Hesse, T., Schieben, A., Brunken, C., Löper, C. (2015): Interaction design of automatic steering for collision avoidance: challenges and potentials of driver decoupling. In: IET Intelligent Transportation Systems 9 (1), S. 95–104.
- Kompass, K., Domsch, C., Kates, R. E. (2012): Integral safety. In: A. Eskandarian (Hrsg.): Handbook of Intelligent Vehicles. London, New York: Springer, S. 710–727.
- Lehsing, C., Bengler, K., Busch, F., Schendzielorz, T. (2013): UR:BAN – the German research initiative for user centered driver assistance. In: mobil TUM. München.
- Neukum, A., Naujoks, F., Kappes, S., Wey, T. (2014): Kontrollierbarkeit unerwarteter Eingriffe eines Bremsassistenzsystems aus Perspektive des Folgeverkehrs. In: B. Färber (Hrsg.): 9. Workshop Fahrerassistenzsysteme. FAS 2014. Walting im Altmühltal, 26.-28.03, S. 115–125.
- Neukum, A., Ufer, E., Pauling, J., Krüger, H.-P. (2008): Controllability of superposition steering system failures. In: steering.tech 2008. München, 31.03.-01.04.

- Purucker, C., Rüger, F., Schneider, N., Neukum, A., Färber, B. (2014): Comparing the perception of critical longitudinal distances between dynamic driving simulation, test track and Vehicle in the Loop. In: N. Stanton, G. Di Bucchiano, A. Vallicelli und S. Landry (Hrsg.): *Advances in human aspects of transportation*. Proceedings of the 5th AHFE Conference. Krakau, Polen, 19.-23.07., S. 421–430.
- Pütz, A., Zlocki, A., Eckstein, L. (2014): Driver reaction to system initiated evasive manoeuvres. In: 10th ITS European Congress. Helsinki, Finnland, 16.-19.06.
- RESPONSE Consortium (2009): Code of practice for the design and evaluation of ADAS. V5.0: RESPONSE 3: a PREVENT Project.
- ISO 26262, 2011: Road vehicles - Functional Safety.
- Rüger, F., Purucker, C., Schneider, N., Neukum, A., Färber, B. (2014): Validierung von Engstellenszenarien und Querdynamik im dynamischen Fahrsimulator und Vehicle in the Loop. In: B. Färber (Hrsg.): 9. Workshop Fahrerassistenzsysteme. FAS 2014. Walting im Altmühltal, 26.-28.03, S. 137–146.
- Vision Zero Initiative (2011). Online verfügbar unter <http://www.visionzeroinitiative.com>, zuletzt geprüft am 26.02.2015.
- Weitzel, A. (2013): Objective controllability assessment for unintended ADAS reactions. In: M. Maurer und H. Winner (Hrsg.): *Automotive Systems Engineering*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 135–145.
- Winner, H. (2012): Frontkollisionsschutzsysteme. In: H. Winner, S. Hakuli und G. Wolf (Hrsg.): *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag, S. 522–542.



# Virtual Assessment of Automation in Field Operation A New Runtime Validation Method

Walther Wachenfeld\* and Hermann Winner†

**Summary:** Highly automated vehicles being a new technology in public traffic have to fulfill the demanding safety requirements resulting from human driving. To assess automated systems in means of safety a new runtime validation method the “Virtual Assessment of Automation in Field Operation” is introduced. Potential benefits like reliable test case generation, minimal additional risk and enlarged test case coverage are motivated.

**Keywords:** automated vehicles, virtual assessment, field operation, test method.

## 1 Introduction

A highly or fully automated vehicle (SAE J3016 Taxonomy [1]) will be a new technology when it enters public traffic. Nevertheless the safety of this new technology will be compared to that of human drivers assisted by advanced driver assistant systems (ADAS [2]). This combination of high safety requirements and new, higher levels of complexity leads to the so called “approval trap” that could befall the introduction of automated vehicles. The “approval trap” describes the situation in which there is no known way to prove that an automated system could match a human driver in terms of safety, even if such a system should exist. It is claimed that the state of the art in vehicle testing needs to be enhanced to bring these vehicles to everyday use [3].

Regarding these challenges this paper motivates a new runtime validation method called Virtual Assessment of Automation in Field Operation (VAAFO). Based on that, the VAAFO concept is discussed with the aid of a developed architecture and use cases that illustrate the principles. The benefits and drawbacks are highlighted.

## 2 Motivation

The required enhancement of test methods could be addressed by improving real world testing or virtual testing independently. However, structural drawbacks of both test methods will still exist:

- Real world tests reliably assess the object under test (OUT) because real situation

---

\* Walther Wachenfeld, research associate at the Institute of Automotive Engineering at TU Darmstadt, Otto-Berndt-Straße 2, 64287 Darmstadt (wachenfeld@fzd.tu-darmstadt.de).

† Hermann Winner, head of the Institute of Automotive Engineering at TU Darmstadt, Otto-Berndt-Straße 2, 64287 Darmstadt (winner@fzd.tu-darmstadt.de).

setups and real systems are tested. But due to the costs of prototype vehicles and test drivers, real world tests can only cover a limited number of kilometers. In addition, real world tests are always connected to additional risks introduced by prototype systems that need to be controlled by test drivers.

- Virtual tests can cover an increased number of kilometers due to acceleration and parallelization of software simulations. Additionally, virtual tests are executed without taking any additional risk. However, these assessments are questioned due to the limited validity of software models and artificial test case generation.

To reduce the drawbacks of both systems, approaches exist that try to combine these two test methods. On the one side, virtual obstacles are injected into the field of view by augmented reality for human drivers [4] or as additional objects in the object list for automated driving [5]. Both approaches are used on test fields and therefore reduce additional risks and increase validity by replacing ego-vehicle software models. However, both approaches still suffer the problems faced by artificial test case generation.

This issue could be addressed by scenario or test case extraction during real world driving. Publications [6] and [7] discuss a (semi-)automated scenario generation for Software-in-the-Loop tests based on recorded real world driving. However, these publications do not address how to proceed with these generated scenarios and how to generate the necessary amount of *relevant* scenarios. According to statistics, the average necessary number of kilometers to experience at least one accident with casualties on a German highway is 210 million [8]. When trying to evaluate safety just by randomly collecting situations in public traffic, even billions of kilometers are necessary to cover a relevant part of the existing situations and to be able to scientifically prove safety [3]. Collecting this amount of data with only a few vehicles will not be meaningful.

The VAAFO approach described in the following is motivated by the described challenges above and will further be encouraged by:

- The handling of abnormal situations of other safety relevant transportation technologies. For example, in avionics, situations that indicate an unusual behavior of technical systems are reported also after start of production (SoP) during field operation [9].
- The requirements of new complex systems and the derived set of tests will be incomplete, especially during the first introduction phase.
- Automated driving will probably enter public traffic in an evolutionary manner. The use cases will expand and the level of automation will increase [10][1]. In the areas where the automation is not capable of driving safely the human together with ADAS still has to conduct the vehicle.

### 3 VAAFO Concept

The basic idea of the VAAFO concept is derived from the so-called Trojan Horse approach [11][12]. This approach addresses the testing of emergency intervening systems like emergency brake assist (EBA), which try to mitigate accidents. For this EBA, the results of assessment by means of false positive and false negative rates are clear. When assessing systems that control vehicle dynamics constantly, this unambiguity isn't granted

anymore. For that reason, the Trojan Horse has to be developed further, resulting in the VAAFO concept. Similar, but less concrete ideas are written down in a patent from Hoye et al. [13] and at a press interview from an employee at Bosch [14]. Both mention ideas without giving further insight into their development. For the VAAFO concept the next sections will give further insight answering three questions:

- Which additional components are necessary for the VAAFO concept and how do they interact with the human controlled vehicle? → Section 3.1 VAAFO Concept Architecture
- How does the VAAFO concept assess the automation and why is it a new runtime validation method? → 3.2 Section Assessment of Automation
- Can the new validation method address all relevant cases in means of safety? → 3.3 Coverage of the concept

### 3.1 VAAFO Concept Architecture

*Which additional components are necessary for the VAAFO concept and how do they interact with the human controlled vehicle?*

The VAAFO concept pursues two major goals:

- The assessment of the automation in terms of safety.
- The identification of test cases relevant for the safety evaluation of the automation (OUT).

These goals seem achievable when combining Virtual Assessment of Automation with Field Operation (VAAFO) in the way depicted in Figure 1. A human (light blue/first row) drives the vehicle. Therefore he perceives the real dynamic world, processes the information and executes by steering, accelerating and braking the vehicle. Additionally, the driver could be assisted by an ADAS or partial automation. This is the *field operation* of regular today's driving.

In addition, Figure 1 shows more components that are implemented in the vehicle. First of all the automation (light green/second row), that perceives the real dynamic world and processes the information, *but does not act on the real actuators*. The automation cannot change the vehicle's real behavior by steering, accelerating, or braking. This missing link to the real actuators leads to an open loop control. To evaluate the closed loop behavior of automation the VAAFO tool is added (yellow/third row). The tool initializes a virtual dynamic world based on the world model of the automation. In this virtual dynamic world, the automation (Object Under Test - OUT) changes the behavior of the vehicle. Consequently, this makes the automation assessable for a time of some seconds.

The situation assessment is based on the two world models that reflect the driver's behavior and/or the behavior of automation. Based on the retrospective situation assessment the virtual behavior of the OUT is assessed and relevant cases are identified and logged. This new way of assessing the automation will be described in the following part using an example.

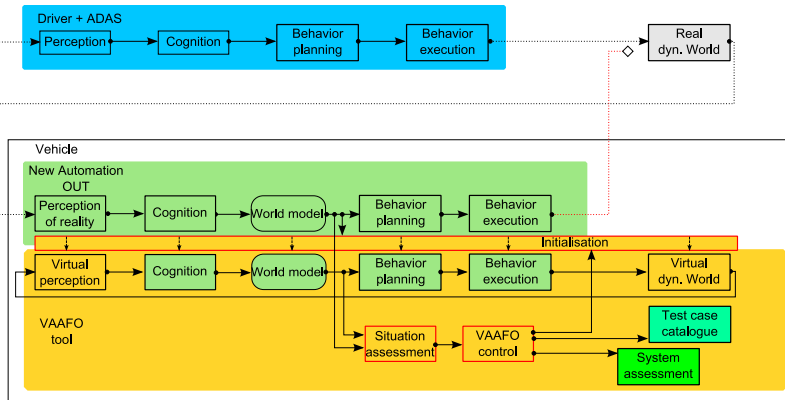


Figure 1: VAAFO concept architecture.

### 3.2 Assessment of Automation

*How does the VAAFO concept assess the automation and why is it a new runtime validation method?*

When automatically assessing vehicle automation, the assessment needs additional information the vehicle automation doesn't have during behavior planning. For example, a test driver who nowadays assesses a vehicle automation uses his own perception and cognition to compare his behavior planning with the execution of the automation to intervene if necessary. The test driver has additional information available due to his more advanced perception and cognition of the world (at least in most cases at present).

As the VAAFO concept is neither controlling the vehicle nor being a safety system, it accesses two information sources based on the same sensor setup that are not accessible for the vehicle automation. The one source is the real trajectory (defined by the human driver), accessed by interpreting the inertial sensors like speeds, accelerations, and localization techniques like differential GPS (Global Positioning System) or SLAM (Simultaneous Localization and Mapping). The real trajectory and the trajectory of the automation lead to two parallel worlds (section 3.2.1). The second source of information gives the retrospective view on the sensor data (section 3.2.2). The assessment doesn't need to be predictive or time synchronous. For that reason, the world model that is used for assessment can be enriched by information gained from a longer time span. Both sources of additional information will be explained now in more detail:



### 3.2.1 The Parallel World

One virtual world representation is built up based on the real sensor perception. In this virtual world, two trajectories or vehicle behaviors can be compared. One is the real trajectory the other the trajectory of the automation. Figure 2 illustrates this with an example:

In reality (row #1) a human-driven vehicle drives in the right lane. It approaches an obstacle and goes around it by moving one lane to the left.

The perceived worlds (rows #2 and #3) look similar to the first, but with the difference that the obstacle is not perceived before time step 2 s. A reason for this kind of false negative detection that is corrected over time could be the different characteristics of the mounted sensors. For example, the long range sensors like radar don't detect the bush but the sideways mounted short range sensors like radar, ultrasonic, or 360° camera do.

In this perceived world, one trajectory that is measured as well is the human driven one (row #2). The vehicle decelerates a bit at  $t_1 = 1$  s and goes around the obstacle at  $t_2 = 2$  s like in reality.

Based on the perceived world, a parallel world is started where the automation drives the vehicle (row #3). As the automation is not aware of the obstacle, it doesn't decelerate the vehicle and goes straight. In this example, the obstacle appears after the vehicle has passed it.

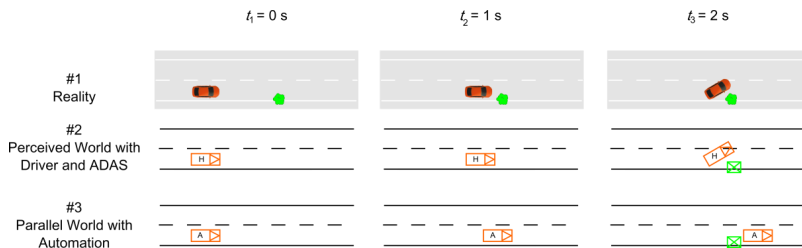


Figure 2: Comparison of parallel worlds with human and automation as vehicle drivers

Although the automation didn't collide in the parallel world, the different trajectories give a first indicator (trigger) that the behavior of the automation was possibly unsuitable. This uncertainty motivates further evaluation of this situation. This leads to the retrospective approach for assessment.

### 3.2.2 Retrospective Approach

The different behavior shown in the example above as well as the vague statement about the trajectory of the automation result from the uncertainty of perception. Uncertainty is one difference between the ground truth and the vehicle's understanding of the real world. Dietmayer [15] distinguishes three uncertainties:

- uncertainty about state (Zustandsunsicherheit)
- uncertainty about existence (Existenzunsicherheit)
- uncertainty about classification (Klassenunsicherheit)

When trying to use the same sensors for assessing, one can never get rid of these uncertainties. This is valid also for the VAAFO concept. But, as the VAAFO concept is not controlling the vehicle behavior, a new perspective can be taken onto the data of one situation. In particular, perceiving the environment gets more accurate when having more time for sensing, getting closer to the object (without falling below the lowest range), and getting access to more perspectives of one object. This motivates the retrospective post-processing of the world model. Information that is collected over a certain time span is summarized in a new world model called the retrospective world (row #4). This enriched world is used for assessing the trajectory of the automated vehicle (in general, the human can be assessed as well).

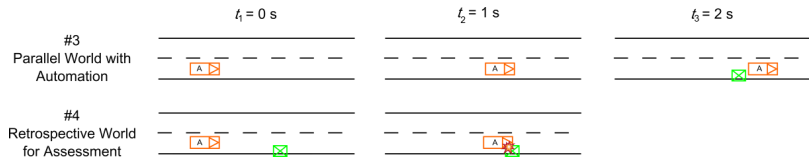


Figure 3: Comparison between world model for control and world model for assessment

Figure 3 shows this for the example stated above. The collision-free world (row #3) is post-processed and the obstacle detected in time step 2 s is already placed in the world model (row #4) from the beginning, as the static object doesn't change during this time span. When repeating the trajectory of the automated vehicle, the vehicle collides with the obstacle.

A second indicator that the automated vehicle behavior is not adequate is generated. Due to the uncertainties mentioned above, the clarity of this case is not always given, as discussed in the following.

### 3.2.3 Credibility of Assessment

Above, an ideal situation for using the VAAFO concept was motivated. A difference in trajectories as well as the detection for the reason of this difference is given. Other cases exist where this clarity isn't given. Let us assume that the obstacle isn't detected in time step 2 s (Figure 4). In this case the retrospective evaluation does not provide an indicator

for any wrong behavior of the automation (row #4). Only the comparison between the real trajectory and that from automation indicates differences.

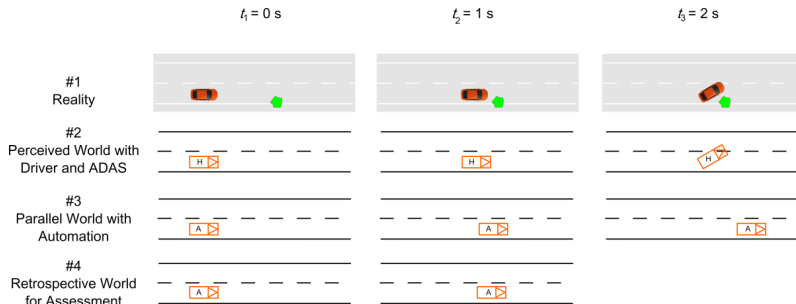


Figure 4: VAAFO case with uncertain assessment

A similar challenge occurs when the trajectory is the same but the retrospective assessment identifies a collision. This could result from two causes: either the perception suffers false positive detections or an accident isn't reported (or isn't severe).

One could argue that these cases challenge the credibility of the assessment of the VAAFO concept. However, these situations are identified as difficult to assess even with additional information. Consequently these situations are relevant to record and evaluate later because the automation is not able to understand what happened.

### 3.3 Coverage of the concept

*Can the new validation method address all relevant cases in means of safety?*

In examples it was shown how the concept works and which challenges exist. The level of coverage that is reachable is relevant for a test concept. The test coverage of the VAAFO concept is limited by two factors.

First, the coverage is limited by the situations that are accessible. The VAAFO concept will never uncover challenges in handover situations or in situations that originate in the misunderstandings of other road users when not being able to communicate with a human driver. To assess the safety for these situations, another validation method (for example the Wizard of Oz experiment) needs to be performed.

Second, the coverage is limited by the sensitivity of the comparison between human and automation trajectory. Similar to the ROC (Receiver Operating Characteristic) for object detection, the VAAFO concept will suffer the compromise between false positive detection and missing (false negative) detection of the faulty behavior which should be detected (true events). The right sensitivity for trajectory comparison needs to be derived in the future.

### 3.4 VAAFO Concept Benefits and Drawbacks

The potential benefits of the VAAFO concept become obvious when looking back to the motivation. The coincidental/random nature of the real world serves as a reliable test case generator. When covering a huge amount of kilometers, the safety evaluation is valid. As the VAAFO concept is not changing the vehicle behavior in real world, no additional risk to public traffic is added, which means that every driver is able to collect these kilometers. When trying to collect these huge numbers of kilometers using some small amount of vehicles isn't enough. But, when placed on 1000 vehicles in German public traffic, it would be possible to obtain more than 10.000.000 kilometers' worth of data each year [16]. This would require vehicles equipped with both sensors and processing power. These vehicles that would be over equipped compared to the vehicles with a customers noticeable benefit would lead to higher costs for the carmaker and contradict the conventional cost-minimizing approach of the car industry. However, since the VDA and other roadmaps to highly automated vehicles foresee an evolutionary approach, a large number of these vehicles must be seen on German roads before highly or fully automated vehicles be released for production [17]. Besides an evolutionary approach from one vehicle generation to the other, a different introduction strategy of automated driving supports the VAAFO concept even more strongly. When introducing vehicles with a deactivated automated driving function, an assessment of the functions can be done with the VAAFO concept before activation. In this case, the necessary hardware is already installed and was financed by the outlook to updated and activated functionality. A step by step increase of the range of application in terms of, for example, speed, weather conditions, and maneuvers is imaginable. In fact, the over air update is already in place at some vehicle manufacturers (homepage article [18]).

Even with all these benefits in mind, the concept still faces the challenge of valid simulation models. Simulation models that replace vehicle dynamics do exist, as along with inertial sensors and actuators like those seen in [19]. But how do the humans in the automated vehicle's surroundings behave, or how does a valid environment sensor model look? Both questions always challenge virtual results. The VAAFO concept, however, comes with the following two additional advantages addressing these challenges. First, the simulations will only be as short as a few seconds. Similar to those used for accident reconstruction, the simulations for automated vehicles are more accurate the fewer simulation steps away from initialization are performed. The fidelity of the behavior of other road participants will be a decision-making argument for the length of the virtual simulation. The second benefit comes with the fact that sensor characteristics are by concept introduced into the world model as real sensors are used to initiate and update the virtual world. For example, the timing of a formerly covered obstacle becoming visible for the perception sensors comes from the real used sensor.

A bunch of new research topics follow from the VAAFO concept, as it introduces additional "intelligence" into testing and widens the focus of testing beyond the start of production. The more complex the system, the more the question arises whether such methods are necessary to support classical safety assessment. This counts not just for

automotive but also for the general automation of human tasks as it occurs in, for example, avionics or automated surgeries.

## Literature

- [1] SAE International Standard J3016: Taxonomy and Definitions for Terms related to On-Road Motor Vehicle Automated Driving Systems, SAE International (2014)
- [2] Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F., Singer, C. (eds.): *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, 3rd edn. Vieweg-Teubner-Verlag (2015)
- [3] Wachenfeld, W., Winner, H.: Die Freigabe des autonomen Fahrens. In: Maurer, M., Gerdes, C., Lenz, B., Winner, H. (Hrsg.) *Autonomes Fahren. Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte*. Springer Vieweg (2015)
- [4] Bock, T.: Bewertung von Fahrerassistenzsystemen mittels der Vehicle in the Loop-Simulation. In: Winner, H., Hakuli, S., Wolf, G. (Hrsg.) *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, pp. 76–83. Vieweg+Teubner Verlag (2012)
- [5] Sefati, M., Stoff, A., Winner, H.: Testing Method for Autonomous Safety Functions Based on Combined Steering/Braking Maneuvers for Collision Avoidance and Mitigation. 6. Tagung Fahrerassistenz, München, (2013)
- [6] Lages, U., Spencer, M., Katz, R. (eds.): Automatic scenario generation based on laserscanner reference data and advanced offline processing. *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013 IEEE (2013)
- [7] Folie, M., Krug, M., Pfeffer, R., Greger, M.: Chain of effects for testing camera-based ADAS along the development process. Session 2, IPG Open House (2015)
- [8] Statistisches Bundesamt (Destatis): Verkehrsunfälle - Fachserie 8 Reihe 7 (2012)
- [9] Weitzel, A., Winner, H., Peng, C., Geyer, S., Lotz, F., Sefati, M.: Absicherungsstrategien für Fahrerassistenzsysteme mit Umfeldwahrnehmung. *Berichte der Bundesanstalt für Strassenwesen - Fahrzeugtechnik (F)*, vol. 98. Wirtschaftsverl. NW Verl. für neue Wissenschaft, Bremerhaven (2014)
- [10] Winner, H.: Quo vadis, FAS? In: Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F., Singer, C. (Hrsg.) *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, 3rd edn. Vieweg-Teubner-Verlag (2015)
- [11] Winner, H.: Einrichtung zum Bereitstellen von Signalen in einem Kraftfahrzeug. Patent DE 101(02), 771 (2001)
- [12] Reschka, A., Rieken, J., Maurer, M.: Entwicklungsprozess von Kollisionsschutzsystemen für Frontkollisionen: Systeme zur Warnung, zur Unfallschwereminderung und zur Verhinderung. In: Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F., Singer, C. (Hrsg.) *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, 3rd edn., pp. 913–935. Vieweg-Teubner-Verlag (2015)
- [13] Hoye, B., Lambert, D., Sutton, G.: AUTONOMOUS DRIVING COMPARISON AND EVALUATION. US Patent 20,150,175,168 (2015)
- [14] <http://www.heise.de/newsticker/meldung/Autonomie-Autos-Danke-dass-Sie-das-Auto-von-morgen-testen-2760591.html> accessed 23/07/2015
- [15] Dietmayer, K.: Prädiktion von maschineller Wahrnehmungsleistung beim automatisierten Fahren. In: *Autonomes Fahren*, pp. 419–438. Springer (2015)
- [16] Brachat, H.: DAT report 2013. Published in *Autohaus Extra* 5 (2013)

- [17]Bartels Arne, Ruchatz Thomas: Einführungsstrategie des Automatischen Fahrens. at - Automatisierungstechnik 63 (2015). doi: 10.1515/auto-2014-1145
- [18]<http://www.teslamotors.com/blog/model-s-has-you-covered> accessed 31/07/2015
- [19]Baake, U., Wüst, K., Maurer, M., Lutz, A.: Testing and simulation-based validation of ESP systems for vans. ATZ Worldw 116(2), 30-35 (2014). doi: 10.1007/s38311-014-0021-6

# Eine Methode für die Zuordnung von Testfällen für automatisierte Fahrfunktionen auf X-in-the-Loop Verfahren im modularen virtuellen Testbaukasten

Fabian Schuldt\*, Till Menzel<sup>†</sup> und Markus Maurer<sup>‡</sup>

## Zusammenfassung:

Der Test und die Absicherung von automatisierten Fahrfunktionen stellen hohen Anforderungen an die Testmethoden, welche nicht mehr allein durch reale Testfahrten abgedeckt werden können. Eine Ergänzung zu diesen Realtests stellen Simulationen dar, die mittels verschiedener X-in-the-Loop Verfahren durchgeführt werden. Es fehlt jedoch eine Methode, um die Testfälle systematisch den X-in-the-Loop Verfahren zuzuordnen. In diesem Beitrag wird eine Methode für die Zuordnung anhand von Gütekriterien vorgestellt. Dazu werden zunächst Dimensionen für die Klassifikation der X-in-the-Loop Verfahren entwickelt. Anschließend werden die Verfahren anhand dieser Dimensionen in Kiviat-Diagrammen klassifiziert. Abschließend wird ein Testfall exemplarisch durch die entwickelte Methode einem Verfahren systematisch zugeordnet.

**Schlüsselwörter:** modularer virtueller Testbaukasten, Simulation, Testdurchführung, X-in-the-Loop

## 1 Einleitung

### 1.1 Motivation

Viele Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung haben in den letzten Jahren Serienreife erlangt und sind ein fester Bestandteil der oberen und mittleren Fahrzeugklasse [Bartels et al., 2015; Winner und Schopper, 2015]. Die nächsten Schritte sind die Entwicklung, der Test und die anschließende Freigabe von automatisierten Fahrfunktionen in verschiedenen Automatisierungsgraden für den öffentlichen Straßenverkehr [Winner, 2015]. Diese Systeme übernehmen im Gegensatz zu Fahrerassistenzsystemen kontinuierlich die Längs- und Querverführung des Fahrzeugs [Society of Automotive Engineers, 2014, SAE Level 3–5]. Solche Systeme können im öffentlichen Straßenverkehr aus Sicherheits- und Haftungsgründen nur eingesetzt werden, wenn vor Serieneinführung ein technisch erforderlicher Reifegrad und eine ausreichende Testtiefe nachgewiesen wurden. Die Testtiefe korreliert hierbei direkt mit einer hohen Anzahl von Testfällen. Die benötigte Anzahl der

---

\*Fabian Schuldt ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Regelungstechnik der TU Braunschweig, Hans-Sommer-Straße 66, 38106 Braunschweig, Email: schuldt@ifr.ing.tu-bs.de.

<sup>†</sup>Till Menzel ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Regelungstechnik der TU Braunschweig, Hans-Sommer-Straße 66, 38106 Braunschweig, Email: menzel@ifr.ing.tu-bs.de.

<sup>‡</sup>Markus Maurer ist Professor am Institut für Regelungstechnik der TU Braunschweig, Hans-Sommer-Straße 66, 38106 Braunschweig, Email: maurer@ifr.ing.tu-bs.de.

Testfälle steigt mit der Anzahl der Einflussparameter der Anwendungsszenarien sowie der Anzahl ihrer Diskretisierungsstufen.

Welchen Umfang eine Absicherung der Fahrfunktion eines Autobahnpioten, der sich vollautomatisch nur auf Autobahnen fortbewegt, annehmen kann, skizzieren Wachenfeld und Winner [2015]. Diese schätzen den Testaufwand für die Absicherung eines Versionsstandes des Systems auf ca. 6,62 Milliarden Testkilometer. Bei jeder Modifikation des Softwarestands oder der Hardware müsste diese Distanz für eine vollständige Absicherung erneut gefahren werden. Bei einer Erweiterung der Funktion muss die Distanz für eine vollständige Absicherung gegebenenfalls erhöht werden. Die Abschätzung von Wachenfeld und Winner verdeutlicht den hohen Aufwand für die Generierung einer ausreichenden Testtiefe zur funktionalen Absicherung. Aufgrund daraus entstehender Zeit- und Kostengründe sind herkömmliche Absicherungsmaßnahmen unter dem Gesichtspunkt der Wirtschaftlichkeit nicht mehr für die Absicherung geeignet.

Eine Alternative zu der Absicherungsmethode über die hohe Anzahl von Testkilometern im Realverkehr stellen X-in-the-Loop Verfahren dar. Das X steht dabei repräsentativ für die Sammlung der Systembestandteile, bspw. *Model*, *Software*, *Driver*, *Vehicle*, *Vehicle-Hardware* und *Hardware*, die im Versuch getestet werden. Je nach simulierten Systembestandteilen entstehen somit verschiedene Ausprägungsstufen für X-in-the-Loop Verfahren. Einen Überblick über verschiedene X-in-the-Loop Verfahren hat Strasser [2011] zusammengestellt. Für einen effektiven und effizienten<sup>1</sup> Einsatz der X-in-the-Loop Verfahren als Testwerkzeug fehlt jedoch eine Methode für eine systematische Zuordnung von verschiedenen Testfällen auf die unterschiedlichen X-in-the-Loop Verfahren.

## 1.2 Bisherige Arbeiten

Die Absicherung von automatisierten Fahrfunktionen ist eine große Herausforderung im Entwicklungsprozess. Aktuelle Systeme werden über eine fehlerfreie Funktionalität während einer festgelegten Anzahl von Testkilometern abgesichert. Eine mögliche Alternative stellen Simulationen dar. Veröffentlichungen zeigen, wie die Simulation bereits für den Test von Assistenzfunktionen eingesetzt werden kann, beispielsweise [Nentwig und Stamming, 2010, 2011]. Jedoch werden in den Veröffentlichungen nur auf spezielle X-in-the-Loop Verfahren eingegangen. Auf einen Vergleich der X-in-the-Loop Verfahren wird nur einzeln eingegangen. Ansätze für den Vergleich verschiedener X-in-the-Loop Verfahren zeigen Strasser [2011] und von Neumann-Cosel [2013] auf.

Von Neumann-Cosel beschreibt die X-in-the-Loop Verfahren *Concept-in-the-Loop*, *Software-in-the-Loop*, *Hardware-in-the-Loop*, *Driver-in-the-Loop* und *Vehicle-in-the-Loop*. Die Verfahren werden klassifiziert anhand der Komponenten Sensorik, Aktorik, Fahrdynamik, Umgebungsmodell und Fahrfunktion. Dabei wird jedoch nur zwischen real vorhanden und simulierten Komponenten unterschieden. Neben den X-in-the-Loop Verfahren wird auf ein „autonomes Erprobungsgelände“ eingegangen, wobei es sich hier um ein Testgelände handelt, auf dem autonome Fahrzeuge mittels Fahrrobotern<sup>2</sup> definierte Trajektorien abfahren. Die Verfahren werden zusätzlich in die Teststufen des V-Modells eingeordnet. Eine Methode für die Zuordnung von Testfällen zu den Verfahren wird allerdings nicht beschrieben.

<sup>1</sup>Effektiv: Umfang, in dem geplante Ergebnisse erreicht werden. Effizient: Verhältnis zwischen erreichten Ergebnissen und aufgewendeten Ressourcen. (vgl. [ISO 9000, 2005])

<sup>2</sup>Ein nachträglich integriertes mechatronisches System, das die Pedalerie und das Lenkrad betätigt.



Eine weitere Beschreibung von X-in-the-Loop Verfahren stellt Strasser [2011] vor. Dieser beschreibt die X-in-the-Loop Verfahren anhand der Dimensionen *Fahrzeugsystem*, *Fahrer*, *Fahrzeug*, *Umwelt* und *Verkehrsteilnehmer*. Zusätzlich werden das Testobjekt definiert und die Echtzeitfähigkeit bewertet. Die Dimensionen werden durch die Zustände *simuliert* oder *real vorhanden* je nach Simulationsart klassifiziert. Durch diese binäre Zuordnung der Dimensionen lassen sich jedoch nicht alle X-in-the-Loop Verfahren eindeutig beschreiben. Ein Beispiel hierfür sind Tests mit Ballonfahrzeugen<sup>3</sup>. Hierbei werden die anderen Verkehrsteilnehmer weder simuliert, noch sind sie real vorhanden, sondern werden durch eine Hardware mit ähnlichen Dimensionen emuliert. Diese Unterscheidung kann beim Test von Sensoren bedeutend sein, da die das Ballonfahrzeug repräsentierenden Sensordaten sich stark von Sensordaten echter oder simulierter Fahrzeuge unterscheiden können. Aus diesem Grund schlagen die Autoren die Einführung einer zusätzlichen Stufe zwischen simuliert und real vorhanden vor. Diese Stufe wird in einem späteren Abschnitt des Beitrags genauer beschrieben. Eine systematische Zuordnung von verschiedenen Testfällen auf die getroffene Beschreibung der X-in-the-Loop Verfahren anhand von Gütefunktionen wird von Strasser nicht vorgenommen.

### 1.3 Aufbau des Beitrags

Im folgenden Abschnitt wird der Aufbau des modularen virtuellen Testbaukasten vorgestellt. Dabei wird insbesondere die Eingliederung dieses Beitrags in den Testbaukasten beschrieben. Im dritten Abschnitt wird auf die Methode für die Zuordnung von Testfällen auf X-in-the-Loop Verfahren eingegangen. Hierfür werden die Elemente der Verfahren und ihre Ausprägungen spezifiziert. Im vierten Abschnitt wird die Zuordnungsmethode evaluiert. Dazu werden zunächst verschiedene X-in-the-Loop Verfahren klassifiziert und im nächsten Schritt ein Testfall systematisch den X-in-the-Loop Verfahren zugeordnet.

## 2 Modularer virtueller Testbaukasten

Der modulare virtuelle Testbaukasten wurde bereits in Schuld et al. [2014] vorgestellt und stellt ein Konzept zum systematischen Test von automatisierten Fahrfunktionen in virtuellen Umgebungen dar. Der Baukasten verfolgt das Ziel, die notwendigen Tests für eine Absicherung der Fahrfunktionen bei einer gleichbleibenden Testabdeckung durch eine systematische Testfallgenerierung zu reduzieren. Abbildung 1 zeigt den Aufbau des modularen virtuellen Testbaukastens. Die Bestandteile im rot hervorgehobenen Kasten werden in diesem Beitrag diskutiert.

Mit Hilfe des Testbaukastens wird die Fahrfunktion mittels der Durchführung der vier Schritte: *Auswahl und Analyse von Einflussparametern*, *Szenario-Erstellung*, *Testdurchführung* und *Testauswertung* getestet.

Im ersten Schritt findet eine Auswahl und Analyse von relevanten Einflussparametern statt, die für die Fahrfunktion von Bedeutung sind. Diese können anhand von Systemspezifikationen, verfügbaren Szenarien-Katalogen, Systemanforderungen und aus Normen und Richtlinien abgeleitet werden. Zusätzlich werden gültige Wertebereiche der einzelnen Parameter identifiziert.

<sup>3</sup>Ballonfahrzeug: Ein aufblasbares Fahrzeug, welches die Dimensionen eines realen Fahrzeugs besitzt, jedoch durch Kollisionen nicht zerstört wird.

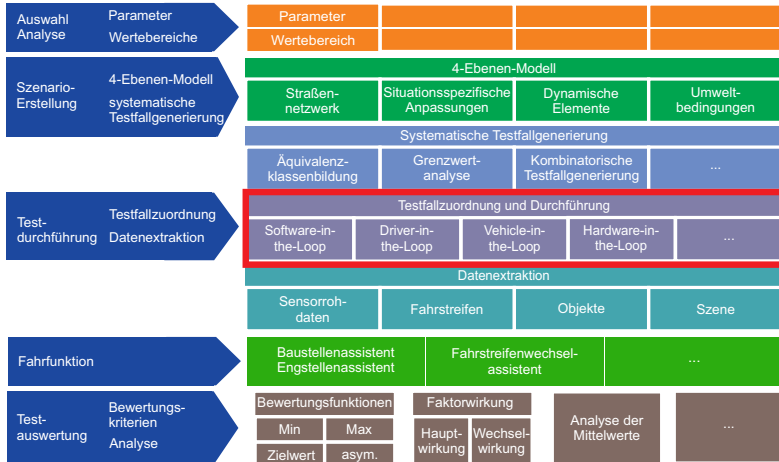


Abbildung 1: Aufbau des moduellen virtuellen Testbaukastens

Im zweiten Schritt werden die Szenarien und einzelnen Testfälle für den Test der Fahrfunktion mit Hilfe eines 4-Ebenen-Modells und einer systematischen Testfallgenerierung erstellt. Eine Definition des Begriffs *Szenario* ist in Ulbrich et al. [2015] zu finden. Im 4-Ebenen-Modell werden das Straßennetzwerk, situationsspezifische Anpassungen, das Verhalten der dynamischen Fahrzeuge und die Umweltbedingungen definiert. Die systematische Testfallgenerierung nutzt Methoden des Black-Box-Testens für die Erstellung von Testfällen aus den Szenarien.

Darauffolgend werden die erstellten Testfälle in einem X-in-the-Loop Verfahren durchgeführt. Dazu werden aus dem Testfall in der Datenextraktion die Eingangsdaten für die Fahrfunktion auf verschiedenen Abstraktionsebenen generiert. Je nachdem, welche Eingangsdaten benötigt werden, werden Sensorrohdaten, Informationen über die befahrbaren Fahrstreifen, Objektinformationen oder Szenen erstellt. Bedingt durch den Testfall ergeben sich Anforderungen an die X-in-the-Loop Verfahren, um Testergebnisse in einer ausreichenden Güte zu generieren. Somit kann ein geeignetes X-in-the-Loop Verfahren für die jeweiligen Testfälle ausgewählt werden. In diesem Beitrag wird in den nächsten Abschnitten eine Methode vorgestellt, um die Testfälle den X-in-the-Loop Verfahren zu zuordnen.

Im vierten Schritt werden die Testergebnisse anhand von Bewertungskriterien ausgewertet. Ziel ist die Identifikation von Haupt- und Wechselwirkungen der verschiedenen Eingangsparameter. Dazu können die Analyse der Mittelwerte oder andere statistische Bewertungsverfahren verwendet werden. Die Anwendung des Testbaukastens auf einen Baustellenassistenten wurde in Schuld et al. [2014] vorgestellt.

### 3 Methode für die Zuordnung von Testfällen auf X-in-the-Loop Verfahren

Die Zuordnung der Testfälle auf die X-in-the-Loop Verfahren wird mittels Kiviat-Diagrammen durchgeführt. Kiviat-Diagramme ermöglichen eine übersichtliche Darstellung mehrerer Dimensionen [Hoffmann, 2008]. Mit den Diagrammen können verschiedene Eigenschaften der Testfälle und der X-in-the-Loop Verfahren abgebildet werden. Dies ermöglicht eine Bewertung der einzelnen Eigenschaften und somit eine systematische Zuordnung der Testfälle auf die X-in-the-Loop Verfahren. Die Diagramme werden durch die Anzahl der Achsen (Dimensionen) und den Parameterbereich bzw. die Diskretisierungsstufen jeder Dimension klassifiziert. Die Dimensionen und Diskretisierungsstufen, die für die Beschreibung der unterschiedlichen X-in-the-Loop Verfahren identifiziert wurden, werden in den folgenden Abschnitten vorgestellt.

#### 3.1 Diskretisierungsstufen der Dimensionen

Die unterschiedlichen X-in-the-Loop Verfahren substituieren verschiedene Systemkomponenten durch Komponenten, die ein ähnliches Verhalten aufweisen. Die Ersatzkomponenten können das Verhalten der eigentlichen Systemkomponenten *simulieren* (lat. *simulatio* = Vortäuschung) oder *emulieren* (lat. *aemulatio* = Nacheiferung). Die Autoren schlagen die Einführung der zusätzlichen Stufe *emuliert* vor, da sich einige Verfahren mit den Stufen *simuliert* und *real vorhanden* nicht eindeutig klassifizieren lassen. Bei der Simulation wird das Verhalten der Systemkomponente vorgetäuscht. Die Ersatzkomponente hat hierbei keinerlei Hardwarebezug und kann auch in Software bspw. durch Simulationsmodelle umgesetzt sein. Bei der Emulation wird das Verhalten der Systemkomponente durch ein in Bezug auf die Hardware vergleichbares Objekt nachgebildet. Diese Beschreibung wird in diesem Artikel als Definition für eine Emulation angenommen. Ein Beispiel für eine Emulation wäre ein Fahrroboter, welcher durch die Bewegungen am Lenkrad einen realen Fahrer emuliert. Ein Fahrermodell, das den Lenkwinkel vorgibt, stellt hingegen eine Simulation dar.

Für die Zuordnung der Testfälle auf die X-in-the-Loop Verfahren werden die Achsen der Kiviat-Diagramme in die Diskretisierungsstufen *simuliert*, *emuliert* und *real* unterteilt. Einige Verfahren sind in der Lage, die Systemkomponenten in mehr als einer Dimension anzubieten. Dies wird in den Kiviat-Diagrammen durch Flächen veranschaulicht.

#### 3.2 Identifikation von Dimensionen

Für die Dimensionen der Kiviat-Diagramme wurden in [Bagschik et al., 2015] als gemeinsame Systembestandteile der X-in-the-Loop Verfahren die in Tabelle 1 dargestellten Dimensionen identifiziert. Ähnliche Dimensionen für die Einteilung von X-in-the-Loop Verfahren in verschiedene Kategorien wurden in Strasser [2011] und Schuldt et al. [2014] gewählt.

Das Device-under-Test (DUT) beschreibt die Systemkomponente mitsamt der Ausführungsplattform, welche getestet werden soll. Im Falle einer automatisierten Fahrfunktion kann diese real in Form eines Steuergerätes vorhanden sein, durch ein verwandtes Gerät emuliert werden oder durch eine Rapid Prototyping Software simuliert werden.

Das Fahrerverhalten beschreibt das Verhalten des Fahrers und seine Bedienung der

Tabelle 1: Übersicht der Dimensionen für die Einteilung der X-in-the-Loop Verfahren

Dimension	Beschreibung
Device-under-Test	Objekte bzw. Hardware, die im Verfahren getestet werden
Fahrerverhalten	Beschreibung des Verhaltens des Fahrers am Lenkrad bzw. Mensch-Maschine-Schnittstelle
(Rest-)Fahrzeug	Elemente des Fahrzeugs, welche nicht zum Device-Under-Test gehören
Fahrdynamik	Bewegung des Fahrzeugs
(Rest-)Wahrnehmung	Elemente der Wahrnehmung, die nicht zum Device-under-Test gehören
Verkehrsteilnehmer	Dynamische Verkehrsteilnehmer um das Testobjekt
Szenerie	Stationäre Elemente um das Testobjekt

Stellgrößen des Systems Fahrzeug, wie bspw. der Hebel eines Fahrtrichtungsanzeigers. Auch hier kann der Fahrer real vorhanden sein, durch einen Fahrroboter emuliert oder durch ein Softwaremodul simuliert werden.

Das (Rest-)Fahrzeug beschreibt die Elemente des Fahrzeugs, welche nicht Bestandteil des Device-under-Test sind. Wenn ein reales Fahrzeug im Test verwendet wird, ist das (Rest-)Fahrzeug real vorhanden. Wenn das Zielfahrzeug noch nicht vorhanden ist und ein alternatives Fahrzeug oder eine ähnliche Hardware verwendet wird, wird das (Rest-)Fahrzeug emuliert. Bei einer Restbussimulation oder bei einer Software-in-the-Loop wird das (Rest-)Fahrzeug simuliert.

Die Fahrdynamik beschreibt die Bewegung des Fahrzeugs. Sollte das Zielfahrzeug real vorhanden sein, ist auch die Fahrdynamik real vorhanden. Die Fahrdynamik wird emuliert, wenn ein anderes Fahrzeug, welches sich wie das Device-under-Test verhält, für den Test eingesetzt wird. Bei einer simulierten Fahrdynamik werden die Bewegungen des Fahrzeugs mittels eines Simulationsmodells berechnet und nicht in der Realität umgesetzt.

Die (Rest-)Wahrnehmung beschreibt die Elemente der maschinellen Wahrnehmung, die nicht zum Device-under-Test gehören. Die (Rest-)Wahrnehmung ist real, wenn die zugehörige Datenverarbeitung direkt auf der Zielplattform ausgeführt wird. Findet die Verarbeitung auf einer alternativen Hardwareplattform statt, bspw. einem Emulationsrechner mit einem Rapid Prototyping Framework, wird die (Rest-)Wahrnehmung emuliert. Wenn die (Rest-)Wahrnehmung künstlich erzeugte Objektlisten oder Sensordaten an die Funktion übermittelt, wird die (Rest-)Wahrnehmung simuliert.

Die übrigen Verkehrsteilnehmer des Tests können ebenfalls real vorhanden sein, wenn bspw. die Tests auf einem Prüfgelände mit anderen Fahrzeugen durchgeführt werden. Beispiele für die Emulation der übrigen Verkehrsteilnehmer stellt der Einsatz von Ballon-Fahrzeugen, Crash-Targets oder einer Fußgängerbrücke dar. Eine Simulation der Verkehrsteilnehmer findet statt, wenn die Verkehrsteilnehmer ausschließlich durch eine Software gesteuert und dem Device-under-Test vorgetäuscht werden.

Die Szenerie beschreibt das stationäre Umfeld um das Testobjekt. Die einzelnen Bestandteile der Szenerie sind in Ulbrich et al. [2015] beschrieben. Finden die Tests im Feldversuch oder auf einem präparierten Testgelände statt, ist die Szenerie real vorhanden. Wird die Szenerie durch vergleichbare Elemente dargestellt, findet eine Emulation

der Szenerie statt. Beispiele sind hier künstliche Bordsteine oder Bäume. Sollten die Elemente nur durch eine Simulationssoftware generiert werden und dem Device-under-Test vorgetäuscht werden, wird die Szenerie simuliert.

### 3.3 Beschreibung der Zuordnungsmethode

Die Zuordnungsmethode gliedert sich in zwei Schritte. Im ersten Schritt werden die X-in-the-Loop Verfahren durch die Einteilung der einzelnen Komponenten im Kiviat-Diagramm anhand der vorgestellten Dimensionen und Stufen charakterisiert. Dabei werden auf der z-Achse verschiedene Bewertungsskalen in Bezug auf die Ergebnisgüte, Einsatzkosten etc. der jeweiligen Stufe der verschiedenen Dimensionen aufgetragen. Im zweiten Schritt werden die jeweiligen Anforderungen der Testfälle an die X-in-the-Loop Verfahren ebenfalls in Kiviat-Diagrammen dargestellt. Anschließend werden die Testfälle anhand von gewichteten Gütefunktionen, die die Güte der Modelle, die Kosten etc. beschreiben, den Verfahren zugeordnet. Damit kann jedem Testfall in Bezug auf die eigenen Anforderungen das X-in-the-Loop Verfahren systematisch zugeordnet werden. Die Bewertungsfunktion ergibt sich aus der Summe der gewichteten Gütefunktionale:

$$G = \sum_{n=0}^N a_n \sum_{i=0}^I k_{in} \quad \sum_{n=0}^N a_n = 1 \quad (1)$$

mit  $a_n$  als Gewichtungsfaktor für Dimension  $n$  und  $k_{in}$  für die normierte Güte von Dimension  $n$  auf Stufe  $i$ .

Abbildung 2 zeigt ein Kiviat-Diagramm mit den gewählten Stufen und Dimensionen für die Einteilung der X-in-the-Loop Verfahren. Weitere Bewertungsdimensionen können aufgrund der Darstellungsform von Kiviat-Diagrammen flexibel hinzugefügt werden.

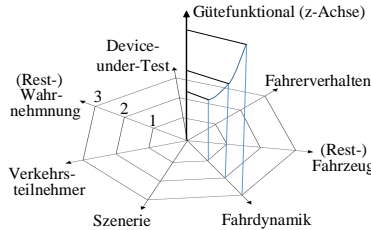


Abbildung 2: unausgefülltes Kiviat-Diagramm mit den Stufen: 1 = simuliert, 2 = emuliert, 3 = real vorhanden und einer eingetragenen Gütefunktion für die Fahrdynamik auf der z-Achse

## 4 Evaluierung der Zuordnungsmethode

In diesem Abschnitt wird die vorgestellte Methode für die Zuordnung von Testfällen evaluiert. Dazu werden ausgewählte X-in-the-Loop Verfahren durch Kiviat-Diagramme klassifiziert. Darauf folgend wird ein Testfall systematisch einem X-in-the-Loop Verfahren zugeordnet.

#### 4.1 Klassifikation von X-in-the-Loop Verfahren

Beim *Software-in-the-Loop* Verfahren werden alle Elemente simuliert, dargestellt in Abbildung 3. Die Güte der Testergebnisse hängt direkt von der Güte der verwendeten Simulationsmodelle ab. Beim *Driver-in-the-Loop* Verfahren wird das Fahrermodell durch einen realen Fahrer ersetzt, womit das Fahrerverhalten real vorhanden ist. Bei einem statischen Simulator wird die Fahrdynamik simuliert, während bei einem dynamischen Simulator die Fahrdynamik auch durch eine Bewegungsplattform emuliert werden kann. Dies wird durch die Fläche in Abbildung 4 dargestellt.

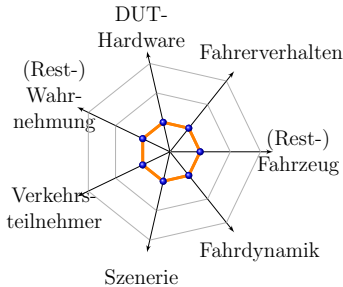


Abbildung 3: Software-in-the-Loop

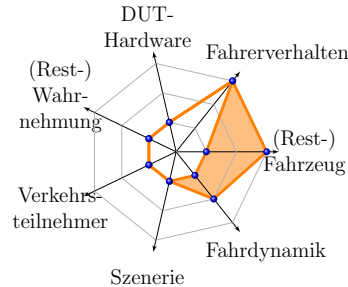


Abbildung 4: Driver-in-the-Loop

Beim *Vehicle-Hardware-in-the-Loop* wird das Testobjekt auf einem Rollenprüfstand fixiert [Verhoeff et al., 2000]. Dadurch können die Fahrdynamik und die Szenerie emuliert werden, da der Rollenprüfstand Steigungen, Reibwerte der Straße etc. verschieden nachbilden kann. Die übrigen Dimensionen können real vorhanden sein, emuliert oder simuliert werden, was in Abbildung 5 durch Flächen dargestellt wird. Zum Vergleich ist die Fahrdynamik beim *Vehicle-in-the-Loop* [Bock et al., 2007] real vorhanden, da sich ein reales Fahrzeug auf einer Teststrecke bewegt. Die Fahrdynamik ist damit durch das Fahrzeug vorgegeben. Die Szenerie kann simuliert, emuliert oder real vorhanden sein, dargestellt in Abbildung 6 durch die Fläche. In der aktuellen Ausbaustufe kann nur ein realer Fahrer das Fahrzeug fahren. Dadurch ist das Fahrerverhalten ebenfalls real vorhanden.

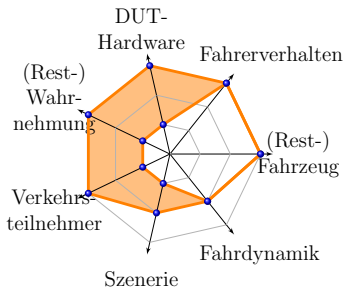


Abbildung 5: Vehicle-Hardware-in-the-Loop

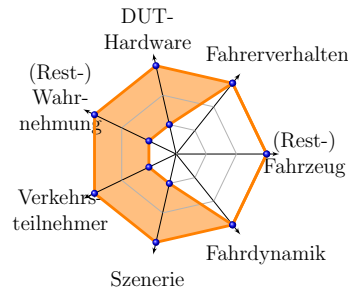


Abbildung 6: Vehicle-in-the-Loop

Beim *Hardware-in-the-Loop* werden einzelne Steuergeräte getestet. Diesen werden mittels einer Restbussimulation die Signale der übrigen Steuergeräte vorgetäuscht. Altern-

tiv werden die verschiedenen Steuergeräte im Verbund getestet. Dadurch ist das (Rest-)Fahrzeug real vorhanden oder wird emuliert bzw. simuliert, dargestellt in Abbildung 7. Der Versuchsträger *MOBILE* [Bergmiller, 2015] stellt ein x-by-Wire Elektrofahrzeug dar, welches an allen vier Rädern über elektrischen Einzelradantrieb und elektrische Einzelradlenkung sowie elektromechanische Bremsen verfügt. Durch die redundanten Aktorikkomponenten können verschiedene Fahrdynamikmodellen emuliert werden. Das Fahrerverhalten kann aufgrund der x-by-Wire Ansteuerung simuliert, emuliert oder real vorhanden sein. Dies wird in Abbildung 8 dargestellt.

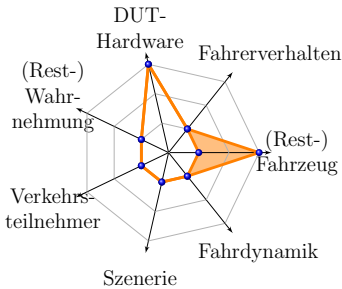


Abbildung 7: Hardware-in-the-Loop

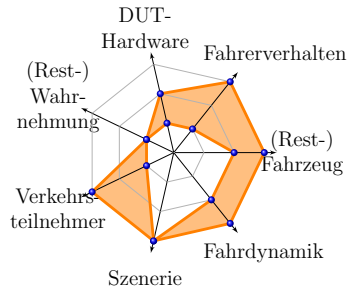


Abbildung 8: MOBILE

Im Versuchsträger des Projekts *InDrive* [Gerson et al., 2011] wird die Längsdynamik anderer Fahrzeuge durch einen Passat CC emuliert, womit die Fahrdynamik emuliert wird oder real vorhanden ist. Die übrigen Elemente sind bis auf die DUT-Hardware real vorhanden, dargestellt in Abbildung 9. Beim *Advanced Automated Car Driving* [Schöner et al., 2011] fahren automatisierte Versuchsträger über ein Testgelände und führen reproduzierbare Manöver aus. Das Lenkrad und die Pedalerie werden dabei durch einen Fahrroboter bewegt. Damit wird das Fahrerverhalten durch den Fahrroboter emuliert. Falls ein realer Fahrer das Lenkrad bewegt, ist das Fahrerverhalten real vorhanden. Die DUT-Hardware kann simuliert, emuliert oder real vorhanden sein, siehe Abbildung 10.

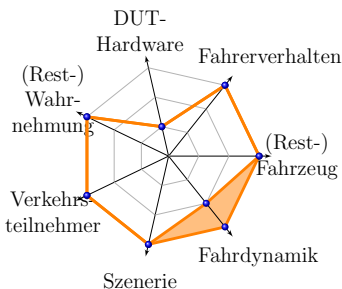


Abbildung 9: InDrive

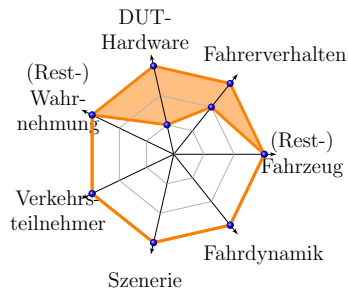


Abbildung 10: Advanced Automated Car Driving

## 4.2 Systematische Zuordnung von Testfällen auf X-in-the-Loop Verfahren

In dem exemplarischen Testfall sollen die Entscheidungs- und Reglerkomponenten der Fahrfunktion eines Baustellenassistenten [Schuldt et al., 2014] getestet werden. Da es sich bei der Fahrfunktion um eine Assistenzfunktion handelt, sollte das Testverfahren ein reales Fahrerverhalten zur Verfügung stellen, damit die Interaktion zwischen dem Fahrer und der Fahrfunktion getestet werden kann. Der Regler soll ebenfalls mit dem Verfahren auslegbar sein, wodurch sich hohe Anforderungen an die Fahrdynamik ergeben, welche durch das Testverfahren abgedeckt werden müssen. Damit sollte die Fahrdynamik idealerweise real sein bzw. sollte das X-in-the-Loop Verfahren im Zielfahrzeug einsetzbar sein, damit eine hohe Ergebnisgüte erreicht werden kann. Für die Entscheidungskomponenten werden Objektlisten der übrigen Verkehrsteilnehmer und eine wahrgenommene Szenerie benötigt. Da die wahrnehmenden Komponenten nicht im Test-Loop sind, werden die (Rest-)Wahrnehmungskomponenten simuliert, wodurch auch die Szenerie und die anderen Verkehrsteilnehmer simuliert werden müssen. Es ergeben sich die in Abbildung 11 dargestellten Anforderungen an die X-in-the-Loop Verfahren.

Durch einen direkten Vergleich der Kiviat-Diagrammen der klassifizierten X-in-the-Loop Verfahren im oberen Teil dieses Beitrags lässt sich feststellen, dass aktuell für die betrachteten Tests nur das Vehicle-in-the-Loop Verfahren verwendet werden kann. Eine gewichtete Bewertung von verschiedenen Gütestufen ist damit nicht mehr notwendig. Ein Test durch das Driver-in-the-Loop Verfahren ist aufgrund der geforderten realen Fahrdynamik ausgeschlossen.

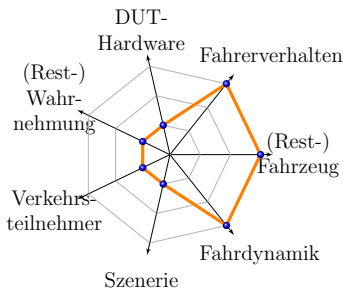


Abbildung 11: Anforderungen des Testfalls

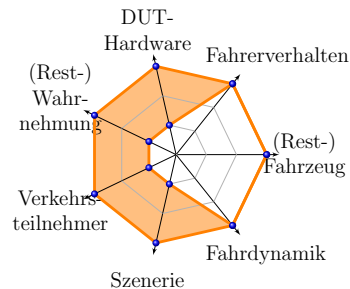


Abbildung 12: Vehicle-in-the-Loop

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde eine Methode für die Zuordnung von Testfällen zu X-in-the-Loop Verfahren vorgestellt. Die Methode basiert auf der Klassifizierung der Verfahren anhand von verschiedenen Dimensionen in Kiviat-Diagrammen. Anhand dieser Diagramme lassen sich systematisch für den Testfall ungeeignete X-in-the-Loop Verfahren ausschließen. Weiterhin können in einem nächsten Schritt die Testfälle den übrigen X-in-the-Loop Verfahren zugeordnet werden. Zur Evaluation der Zuordnungsmethode wurden ausgewählte



X-in-the-Loop Verfahren klassifiziert. Anschließend wurde ein Testfall systematisch den klassifizierten Verfahren zugeordnet. Die Güte der verwendeten Modelle innerhalb der Verfahren spielt eine entscheidende Rolle bei der Entscheidung für ein Verfahren. Aktuell wird für die Methode nur das Ergebnis einer Gütebewertung miteinbezogen. Die Bewertung der Güte von Simulationsmodellen stellt aktuell noch eine große Herausforderung dar. In weiteren Forschungsarbeiten sollte somit die Ausarbeitung von Metriken für die Bewertung von Simulationsmodellen vertieft werden, um diese in die Zuordnungsmethode einfließen zu lassen.

## Literatur

- Bagchik, G., Cernat, H., Dierkes, F., Maurer, M., Matthaei, R., Menzel, T., Nolte, M., Reschka, A., Rieken, J., Schuldt, F., Stolte, T., Ulbrich, S. und Wendler, J. (2015). Diskussionsrunden der Arbeitsgruppe Elektronische Fahrzeugsysteme, Technische Universität Braunschweig.
- Bartels, A., Rohlf, M., Hamel, S., Saust, F. und Klauske, L. (2015). Querführungsassistentz. In Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F. und Singer, C., Herausgeber, *Handbuch Fahrerassistenzsysteme: Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort*, Seiten 937 – 957. Springer Fachmedien, Wiesbaden, 3. Auflage.
- Bergmiller, P. (2015). *Towards Functional Safety in Drive-by-Wire Vehicles*. Springer International Publishing.
- Bock, T., Maurer, M. und Färber, G. (2007). Validation of the Vehicle in the Loop (VIL); A milestone for the Simulation of Driver Assistance Systems. In *2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 612 – 617. IEEE.
- Gerson, S., Jänsch, D., Nietschke, W., Canders, R., Cornelsen, K., Maurer, M., Schumacher, W. und Meyer, H. (2011). InDrive Simulator. In *8th Symposium Hybrid- und Electric Vehicles*, Braunschweig.
- Hoffmann, D. W. (2008). *Software-Qualität*. eXamen.press. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- ISO 9000 (2005). ISO 9000 Quality management systems - Fundamentals and vocabulary.
- Nentwig, M. und Stamminger, M. (2010). A method for the reproduction of vehicle test drives for the simulation based evaluation of image processing algorithms. In *2010 IEEE International Conference on Intelligent Transportation (ITSC)*, Seiten 1307–1312. IEEE.
- Nentwig, M. und Stamminger, M. (2011). Hardware-in-the-loop testing of computer vision based driver assistance systems. In *2011 IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV)*, Seiten 339 – 344. IEEE.
- Schöner, H.-P., Hurich, W., Luther, J. und Herrtwich, R. (2011). Koordiniertes automatisiertes Fahren für die Erprobung von Assistenzsystemen. *Automobiltechnische Zeitschrift*, 113(1):40–45.

- Schuldt, F., Lichte, B., Maurer, M. und Scholz, S. (2014). Systematische Auswertung von Testfällen für Fahrfunktionen im modularen virtuellen Testbaukasten. In *Workshop Fahrerassistenzsysteme 2014*, Seiten 169 – 179, Walting.
- Society of Automotive Engineers (2014). *Taxonomy and Definitions for Terms Related to On-road Motor Vehicle Automated Driving Systems*.
- Strasser, B. (2011). *Vernetzung von Test- und Simulationsmethoden für die Entwicklung von Fahrerassistenzsysteme*. Dissertation, TU München.
- Ulbrich, S., Menzel, T., Reschka, A., Schuldt, F. und Maurer, M. (2015). Defining and Substantiating the Terms Scene, Situation and Scenario for Automated Driving. In *2015 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. IEEE. accepted to appear.
- Verhoeff, L., Verburg, D. J., Lupker, H. A. und Kusters, L. J. (2000). VEHIL: A full-scale test methodology for intelligent transport systems, vehicles and subsystems. In *2000 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 369–375. IEEE.
- von Neumann-Cosel, K. (2013). *Virtual Test Drive Simulation umfeldbasierter Fahrzeugfunktionen*. Dissertation, TU München.
- Wachenfeld, W. und Winner, H. (2015). Die Freigabe des autonomen Fahrens. In Maurer, M., Gerdes, J., Lenz, B. und Winner, H., Herausgeber, *Autonomes Fahren*, Seiten 439–464. Springer Vieweg, Heidelberg.
- Winner, H. (2015). Quo vadis, FAS? In Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F. und Singer, C., Herausgeber, *Handbuch Fahrerassistenzsysteme: Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort*, Seiten 1167–1186. Springer Fachmedien, Wiesbaden, 3. Auflage.
- Winner, H. und Schopper, M. (2015). Adaptive cruise control. In Winner, H., Hakuli, S., Lotz, F. und Singer, C., Herausgeber, *Handbuch Fahrerassistenzsysteme: Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort*, Seiten 851–891. Springer Fachmedien, Wiesbaden, 3. Auflage.